

Département de géomatique appliquée  
Faculté des lettres et sciences humaines  
Université de Sherbrooke

Validation et désagrégation de l'humidité du sol estimée par le satellite SMOS  
en zones agricoles et forestières des Prairies canadiennes

Najib Djamai

Thèse présentée pour l'obtention du grade de Philosophiae Doctor (Ph. D.) en télédétection,  
Cheminement en physique de la télédétection

Décembre 2015

© Najib Djamai, 2015

Directeurs de recherche	: Prof. Ramata Magagi
Co-directeur de recherche	: Prof. Kalifa Goïta
Membres du jury interne	: Prof. Alexandre Langlois
	: Prof. Dong-Chen He
Membre du jury externe	: Prof. Thierry Pellarin

## Résumé

Le satellite Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS), lancé en novembre 2009, est le premier satellite en mode passif opérant en bande-L. Cette fréquence est considérée comme optimale pour estimer l'humidité du sol. SMOS est destiné à cartographier l'humidité de la couche 0-5 cm du sol à l'échelle globale, avec une précision attendue inférieure à  $0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , une répétitivité temporelle inférieure à 3 jours et une résolution spatiale d'environ 40 km.

L'objectif de cette thèse est de valider l'humidité du sol de SMOS sur des sites agricoles et forestiers situés au Canada, et de contribuer au développement de méthodes de désagrégation de l'humidité du sol estimée par SMOS dans le but d'exploiter ces données dans les études à l'échelle locale telle qu'en agriculture. Les données de la campagne de terrain CanEx-SM10, effectuée sur un site agricole (Kenaston) et un site forestier (BERMS) situés à Saskatchewan, et celles de la campagne SMAPVEX12, effectuée sur un site majoritairement agricole (Winnipeg) situé au Manitoba, sont utilisées.

Les données d'humidité du sol de SMOS ont montré une amélioration de la version v.309 à la version v.551. La version 551 des données d'humidité du sol de SMOS se compare mieux aux mesures in situ que les autres versions, aussi bien sur les sites agricoles que sur le site forestier. Sur les sites agricoles, l'humidité du sol de SMOS a montré une bonne corrélation avec les mesures au sol, particulièrement avec la version 551 ( $R \geq 0,58$ , en modes

ascendant et descendant), ainsi qu'une certaine sensibilité à la pluviométrie. Néanmoins, SMOS sous-estime l'humidité du sol en général. Cette sous-estimation est moins marquée sur le site de Kenaston en mode descendant ( $|\text{biais}| \approx 0,03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , avec la version v.551). Sur le site forestier, en raison de la densité de la végétation, les algorithmes d'estimation de l'humidité du sol à partir des mesures SMOS ne sont pas encore efficaces, malgré les améliorations apportées dans la version v.551. Par ailleurs, sur le site agricole de Kenaston et le site forestier de BERMS, les données d'humidité du sol de SMOS ont montré, généralement, de meilleures performances par rapport aux produits d'humidité du sol d'AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA et ASCAT/SSM.

DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH), un algorithme de désagrégation à base physique, est utilisé pour désagréger à 1 km de résolution spatiale l'humidité du sol de SMOS (40 km de résolution) sur les deux sites agricoles situés à Kenaston et à Winnipeg. DISPATCH est basé sur l'efficacité d'évaporation du sol (SEE) estimée à partir des données optique/ thermique de MODIS, et un modèle linéaire/non-linéaire liant l'efficacité d'évaporation et l'humidité du sol à l'échelle locale. Sur un site présentant une bonne dynamique spatiale et temporelle de l'humidité du sol (le site de Winnipeg au cours de la campagne de terrain SMAPVEX12), les résultats de DISPATCH obtenus avec le modèle linéaire sont légèrement meilleurs ( $R = 0,81$  ;  $\text{RMSE} = 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et  $\text{pente} = 0,52$ , par rapport aux mesures in situ) comparés aux résultats obtenus avec le modèle non-linéaire ( $R = 0,72$  ;  $\text{RMSE} = 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et  $\text{pente} = 0,61$ , par rapport aux mesures in situ). La précision de l'humidité du sol dérivée de DISPATCH, en se basant sur les deux modèles linéaire et non linéaire, décroît quand l'humidité du sol à grande échelle croît. Cette étude a

montré, également, que DISPATCH peut être généralisé sur des sites particulièrement humides (le site de Kenaston au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10). Cependant, en conditions humides, les résultats dérivés avec le modèle non-linéaire ( $R > 0,70$ ,  $RMSE = 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et pente  $\approx 0,80$ , par rapport aux valeurs d'humidité du sol dérivées des mesures aéroportées de la température de brillance en bande L) ont montré de meilleures performances comparées à ceux dérivés avec le modèle linéaire ( $R > 0,73$ ,  $RMSE = 0,08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et pente  $> 1.5$ , par rapport aux valeurs d'humidité du sol dérivées des mesures aéroportées de la température de brillance en bande L). Ceci est dû à une sous-estimation systématique de la limite sèche  $T_{s_{max}}$ . Par ailleurs, l'humidité du sol désagrégée présente une forte sensibilité à  $T_{s_{max}}$ , particulièrement avec le modèle linéaire. Une approche simple a été proposée pour améliorer l'estimation de  $T_{s_{max}}$ , dans des zones particulièrement humides. Elle a permis de réduire l'impact de l'incertitude sur  $T_{s_{max}}$  dans le processus de désagrégation. Avec  $T_{s_{max}}$  améliorée, le modèle linéaire aboutit à de meilleurs résultats ( $R > 0,72$ ,  $RMSE = 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et pente  $\approx 0,80$ , par rapport aux valeurs d'humidité du sol estimées à partir des mesures aéroportées de la température de brillance en bande-L) que le modèle non-linéaire ( $R > 0,64$ ,  $RMSE = 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et pente  $\approx 0,3$ , par rapport aux valeurs d'humidité du sol estimées à partir des mesures aéroportées de la température de brillance en bande-L).

Basé sur des données optiques/ thermiques de MODIS, DISPATCH n'est pas applicable pour les journées nuageuses. Pour surmonter cette limitation, une nouvelle méthode a été proposée. Elle consiste à combiner DISPATCH avec le schéma de surface Canadian Land Surface Scheme (CLASS). Les données d'humidité du sol à 1 km de résolution dérivées de

DISPATCH pour les journées non nuageuses sont utilisées pour calibrer les simulations de CLASS disponibles continuellement aux heures de passage de SMOS. Une approche de calibration basée sur la correction de la pente entre les valeurs d'humidité du sol dérivées de CLASS et les valeurs d'humidité du sol dérivées de DISPATCH (données de référence) a été mise au point. Les résultats montrent que les données d'humidité du sol à 1 km de résolution dérivées de cette nouvelle approche pour les journées nuageuses se comparent bien aux mesures in situ ( $R = 0,80$  ; biais =  $-0,01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et pente =  $0,74$ ). Pour les journées non nuageuses, les valeurs d'humidité du sol dérivées de DISPATCH seul se comparent mieux aux mesures in situ que les valeurs dérivées en combinant DISPATCH à CLASS.

# **Abstract**

The Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS), launched in November 2009, is the first passive microwave satellite operating in L band which is considered as optimal for soil moisture estimation. It is designed to provide global soil moisture maps at 0 – 5 cm layer from soil surface with a targeted accuracy of  $0.04 \text{ m}^3 / \text{m}^3$ , revisit time of less than 3 days and a spatial resolution of about 40 km.

The objective of this thesis is to validate SMOS soil moisture data over agricultural and forested sites located in Canada, and to contribute to the development of SMOS downscaling methods in order to exploit these data in local scale studies such as agriculture. The data used are collected during the CanEX-SM10 field campaign, conducted over an agricultural site (Kenaston) and a forested site (BERMS) located in Saskatchewan, and during SMAPVEX12 field campaign conducted over a mostly agricultural area (Winnipeg) located in Manitoba.

SMOS soil moisture data showed an improvement from the processor versions 309 to 551. Version 551 was found to be closer and more correlated to ground measurements over both agricultural and forested sites. For the agricultural sites, SMOS soil moisture showed high correlation coefficient with ground data especially with version 551 ( $R \geq 0.58$ , for ascending and descending overpasses), as well as a certain sensitivity to rainfall events. However, the SMOS soil moisture values were underestimated compared with ground measurements. This underestimation is less pronounced for the descending overpass over the Kenaston site ( $|\text{bias}|$

$\approx 0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , for version v.551). For the forested site, due to the vegetation density, the SMOS soil moisture estimation algorithms were not very efficient despite the improvements brought to version 551. Moreover, over the agricultural site of Kenaston and the forested site of BERMS, SMOS soil moisture data showed, in general, good performances compared to AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT/SSM soil moisture products.

DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH), a physically-based downscaling algorithm, was used to downscale at 1-km spatial resolution the SMOS soil moisture estimates (40-km resolution) over the agricultural sites located in Kenaston and Winnipeg. DISPATCH is based on the Soil Evaporative Efficiency (SEE) derived from optical/thermal MODIS data, and a linear/non-linear model linking the Soil Evaporative Efficiency to the near-surface soil moisture at local scale. Over a site with a good spatial and temporal dynamics of soil moisture (such as Winnipeg's site during the SMAPVEX12 field campaign), slightly better results were obtained with DISPATCH based on the linear model ( $R = 0.81$ ,  $\text{RMSE} = 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and slope = 0.52, with respect to ground data) compared to results obtained from the non-linear model ( $R = 0.72$ ,  $\text{RMSE} = 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and slope = 0.61, with respect to ground data). The accuracy of the DISPATCH-derived soil moisture, using both linear and non-linear models, decreases when the large-scale soil moisture increases. This study also showed, also, that DISPATCH can be generalized for very wet soil conditions (Kenaston's site during the CanEX-SM10 field campaign). However, under wet soil conditions, better results were obtained with DISPATCH based on the non-linear ( $R > 0.70$ ,  $\text{RMSE} = 0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and slope  $\approx 0.80$ , with respect to the estimated soil moisture from L-band airborne brightness temperature) compared to results obtained with



DISPATCH based on the linear model ( $R > 0.73$ ,  $RMSE = 0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and slope  $> 1.5$ , with respect to the estimated soil moisture from L-band airborne brightness temperature). This is due to a systematic underestimation of the dry edge  $Ts_{\max}$ . Furthermore, the downscaling results were found to be very sensitive to  $Ts_{\max}$ , particularly with the linear model. A simple approach was proposed to improve the estimation of  $Ts_{\max}$  under very wet soil conditions. It allowed reducing the impact of  $Ts_{\max}$  uncertainty in the disaggregation process. Using the improved  $Ts_{\max}$  value, better results were obtained with the linear model ( $R > 0.72$ ,  $RMSE = 0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and slope  $\approx 0.80$ , with respect to the estimated soil moisture from L-band airborne brightness temperature) compared to the non-linear model ( $R > 0.64$ ,  $RMSE = 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and slope  $\approx 0.3$ , with respect to the estimated soil moisture from L-band airborne brightness temperature).

Based on optical/thermal MODIS data, DISPATCH is not applicable for cloudy days. To overcome this limitation, a new method was proposed. It involves the combination of DISPATCH with the Canadian Land Surface Scheme (CLASS). DISPATCH-derived soil moisture data for cloud-free days are used to calibrate CLASS soil moisture simulations which are continually available at SMOS overpasses times. A calibration approach based on slope correction between the CLASS-derived and DISPATCH-derived (reference data) soil moisture datasets is considered. Results showed that soil moisture values derived from this newly developed method during cloudy days compare well with in situ data ( $R = 0.80$ ,  $RMSE = 0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and slope  $= 0.73$ ). For no-cloudy days, DISPATCH-derived soil moisture data are closer to in situ data than those derived when combining DISPATCH with CLASS.

## Remerciements

Au terme de ce travail, je tiens à exprimer mes sincères remerciements à mes directeurs de recherche Ramata Magagi et Kalifa Goita qui m'ont accompagné tout au long de ma formation doctorale pour leurs disponibilités, leurs généreux conseils et leurs soutiens.

J'adresse aussi mes sincères remerciements à l'équipe SMOS du CESBIO, particulièrement Olivier Merlin, Yann Kerr, Arnaud Mialon, Philippe Rechaume et Ahmed Al Bitar. Je suis reconnaissant pour votre accueil, votre disponibilité, vos conseils et les nombreux échanges scientifiques. Mes remerciements vont également à tous les participants et les organismes subventionnaires (Agence Spatiale Canadienne, Environnement Canada, Agriculture Canada, CRSNG, NASA, USDA, etc...) des campagnes de terrain CanEx-SM10 et SMAPVEX12 pour la bonne qualité des données utilisées dans ce travail, ainsi que tous les co-auteurs des différents articles publiés dans le cadre de cette thèse.

Je tiens à remercier du fond du cœur ma famille, spécialement ma mère Mabrouka, mes sœurs Najiba, Fatma et Salwa, ainsi que mes frères Saâd, Mounir et Mohammed. Merci pour votre soutien, merci pour votre sacrifice, merci d'avoir été présents tout au long de mes études. Vous avez toujours été là pour moi et je ne vous en remercierai jamais assez. Mes remerciements vont également à ma merveilleuse, splendide et vertueuse épouse, Amel. Merci d'avoir été là au quotidien, tu as été celle qui me remotivait ou me réconfortait dans les moments difficiles et également la première à savoir quand ça allait bien. Finalement, je

remercie mes ami(e)s et mes collègues au CARTEL et au Département de géomatique appliquée de l'Université de Sherbrooke pour la bonne ambiance de travail.

# Table des matières

Résumé	iii
Abstract	vii
Remerciements.....	x
Table des matières.....	xii
Liste de figures.....	xv
Liste des tableaux.....	xix
Liste des abréviations.....	xxi
<b>Chapitre 1 Introduction générale .....</b>	<b>1</b>
1.1. Mise en contexte .....	1
1.1.1. L'eau sur terre et définition de l'humidité du sol .....	1
1.1.2. Importance de la mesure de l'humidité du sol .....	3
1.1.3. Variabilité spatiale et temporelle de l'humidité du sol .....	4
1.1.4. Méthodes de détermination de l'humidité du sol.....	6
1.2. Problématique .....	16
1.3. Objectifs.....	21
1.3.1. Objectif général.....	21
1.3.2. Objectifs spécifiques .....	21
1.4. Hypothèses .....	22
1.5. Structure de la thèse .....	22
<b>Chapitre 2 Matériel et méthode de la thèse .....</b>	<b>24</b>
2.1. Sites d'étude.....	24
2.2. Données utilisées .....	25
2.2.1. Mesures in situ .....	25

2.2.2.	Mesures aéroportées.....	28
2.2.3.	Données satellitaires .....	29
2.2.4.	Données météorologiques de NARR .....	33
2.3.	Méthodologie générale.....	35
Chapitre 3 Notions théoriques .....		38
3.1.	Modèle L-MEB.....	38
3.2.	Algorithme de désagrégation DISPATCH.....	40
3.3.	Schéma de surface canadien CLASS .....	46
Chapitre 4 Évaluation de l'humidité du sol de SMOS sur les sites de CanEx-SM10 .....		48
4.1.	Synthèse de l'article 1 .....	49
4.2.	Article 1 .....	52
1.	Introduction .....	55
3.	Data .....	59
3.5.	Rainfall data .....	64
4.	Methods.....	65
5.	Results.....	68
5.1.	Evaluation of SMOS soil moisture processor versions using ground measurements.....	68
5.2.	Comparison of SMOS soil moisture to other products .....	75
6.	Discussion and conclusions.....	82
Chapitre 5 Désagrégation de l'humidité du sol de SMOS sur les Prairies canadiennes .....		92
5.1.	Synthèse de l'article 2 .....	93
5.2.	Article 2 .....	95

Chapitre 6	Une combinaison de DISPATCH et du schéma de surface CLASS pour l'estimation à fine échelle de l'humidité du sol pendant les journées nuageuses .....	133
6.1.	Synthèse de l'article 3 .....	134
6.2.	Article 3 .....	136
Chapitre 7	Discussions et conclusions générales .....	176
Références	.....	185

## Liste de figures

Figure 1.1 : Cycle de l'eau ( <a href="http://www.geologues-prospecteurs.fr/">http://www.geologues-prospecteurs.fr/</a> ) .....	2
Figure 1.2 : Mesure de l'humidité du sol par sondes .....	7
Figure 1.3: Mesure gravimétrique de l'humidité du sol .....	8
Figure 1.4: Spectre électromagnétique .....	11
Figure 1.5: Effets atmosphériques sur les différentes fréquences du spectre électromagnétique .....	14
Figure 1.6: Sensibilité des mesures micro-ondes passives à l'humidité du sol, la rugosité, la végétation et les nuages en fonction de la fréquence (Kerr, 1996).....	16
Figure 2.1: Sites d'étude .....	25
Figure 2.2: Mesures aéroportées de la température de brillance en bande L (bande H) effectuées par l'aéronef Twin-Otter le 14 juin 2010.....	28
Figure 2.3: Organigramme méthodologique général .....	37
Figure 3.1: (a) L'espace bidimensionnel LST – fv et (b) les quatre zones du Trapèze Universel .....	42
Figure 3.2 : Estimation de la température de la végétation à partir du Trapèze Universel (la droite en vert est la bissectrice de l'angle formé par les droites en pointillé, figure adaptée de Merlin et al., 2012.b).....	44
Figure 4. 1 : Overview of Kenaston and BERMS study sites (Google Map).....	59
Figure 4. 2 : Digital terrain model and networks of soil moisture measurement stations for the (a) Kenaston site and (b) BERMS site.....	61

Figure 4. 3: Temporal variation of SMOS soil moisture estimates (processor versions 309, 400, 501 and 551), rainfall and ground measurements for SMOS DGG ID 147226 and 147228 for Kenaston in the ascending and the descending overpasses. ....	70
Figure 4. 4: Point clouds between SMOS soil moisture estimates (processor versions 309, 400, 501 and 551) and ground measurements for DGG ID 147226 and 147228 for Kenaston in the ascending and the descending overpasses. ....	71
Figure 4. 5: Differences between the in-situ soil moisture and the SMOS soil moisture estimates versus the in-situ soil moisture measurements for DGG ID 147226 and 147228 for Kenaston in the ascending and the descending overpasses. ....	72
Figure 4. 6: Temporal variation of SMOS soil moisture estimates (processor versions 309, 400, 501 and 551), rainfall and ground measurements for SMOS DGG ID 138528 and 139552 for BERMS in the ascending and the descending overpasses. ....	74
Figure 4. 7: Temporal variation of soil moisture products for SMOS (processor version 551), AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT, as well as cumulative daily rainfall for the Kenaston site (SMOS DGG ID 147226 and 147228) in the ascending and the descending overpasses. ....	77
Figure 4. 8: Temporal variation of soil moisture products for SMOS (processor version 551), AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT, as well as cumulative daily rainfall for the BERMS site (SMOS DGG ID 138528 and 139552) in the ascending and the descending overpasses. ....	80
Figure 5. 1.a: Study site .....	102
Figure 5. 2: Temporal profile of soil moisture measurements, daily cumulative rainfall, and cloud fraction in MODIS-Aqua and MODIS-Terra acquisitions over the study site, during the CanEX-SM10 field campaign. ....	104
Figure 5. 3: (a) SMOS derived soil moisture, (b) LST and (c) NDVI provided by MODIS/Aqua and MODIS/Terra for the Kenaston site on DOY 164 and 165. ....	106
Figure 5. 4: Schematic diagram of the methodology .....	109



Figure 5. 5.a: Downscaled soil moisture provided by SMOS/Terra and SMOS/Aqua combinations, linear and non-linear models, on DOY 164 and 165, ascending (AM) and descending (PM) SMOS overpasses. ....	114
Figure 5. 6: Day-time downscaled soil moisture compared to in situ soil moisture.....	117
Figure 5. 7: Day-time downscaled soil moisture compared to L-MEB derived soil moisture. ....	118
Figure 5. 8: The sensitivity of downscaled soil moisture to $T_{smax}$ .....	119
Figure 5. 9.a: Downscaled soil moisture from the use of the improved value of $T_{smax}$ , SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations, linear and non-linear models, day-time and night-time SMOS overpasses on DOY 164 and 165. ....	121
Figure 5. 10: Day-time downscaled soil moisture compared to in situ soil moisture.....	123
Figure 5. 11: Day-time downscaled soil moisture compared to L-MEB derived soil moisture. ....	124
Figure 5. 12: Sensitivity of the downscaled soil moisture to the improved $T_{smax}$ .....	125
Figure 6. 1: Study site (SMAPVEX12 field campaign area).....	142
Figure 6. 2: Spatiotemporal evolution of ground-based soil moisture over the 55 sampled fields during the SMAPVEX12 field campaign. ....	144
Figure 6.3: The soil texture over the 55 agricultural fields of SMAPVEX12 .....	146
Figure 6. 4: Schematic diagram of the methodology. ....	148
Figure 6. 5: Temporal profile of SMOS soil moisture estimates (AM and PM) before bias correction and daily cumulative NARR rainfall for the SMOS grid center 164684 .....	154
Figure 6. 6: SMOS soil moisture estimates versus the in-situ data averaged at SMOS scale. ....	154
Figure 6. 7: DISPATCH downscaled soil moisture maps derived from SMOS AM and PM acquisitions during the cloud-free days of SMAPVEX12 field campaign (using linear and non-linear relationships between SEE and the near-surface soil moisture).....	156
Figure 6. 8: DISPATCH downscaled soil moisture based on linear and non-linear SEE models versus in-situ data averaged at field scale. ....	157

Figure 6. 9: Scatter plot of RMSE, bias, correlation coefficient R, and slope between DISPATCH derived soil moisture and in-situ data at field scale for each SMOS overpass as a function of the mean value of in-situ soil moisture over the SMAPVEX12 study site. ....	158
Figure 6. 10: CLASS-derived soil moisture (before calibration) as a function of (a) in-situ data averaged at field scale (~1 km), and (b) DISPATCH downscaled soil moisture during cloud-free days. ....	160
Figure 6.11: Temporal profile of CLASS/DISPATCH derived soil moisture, DISPATCH derived soil moisture, in-situ soil moisture averaged at field scale (~ 1 km) and daily cumulative rainfall for two fields included in the SMAPVEX12 study site.....	161
Figure 6. 12: CLASS-derived soil moisture (after calibration) as a function of (a) DISPATCH downscaled soil moisture during cloud-free days and (b) in-situ data averaged at field scale (~ 1 km). ....	161
Figure 6.13: Statistics between CLASS/DISPATCH derived soil moisture and in-situ data over the 55 fields as a function of sand fraction (a and b), silt fraction (c and d) and clay fraction (e and f). ....	163

# Liste des tableaux

Tableau 1.1: Bandes de fréquences dans le domaine des micro-ondes .....	13
Tableau 2. 1 : Données utilisées .....	34
Tableau 4.1: Correlation coefficients, bias ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) and RMSE ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) between in situ soil moisture measurements and soil moisture estimates from SMOS version 551, AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA, and ASCAT for the Kenaston site in ascending and descending modes. The numbers of sample pairs and the results of the statistical test $H_0$ are also given. ....	78
Tableau 4.2: Correlation coefficients bias ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) and RMSE ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) between in situ soil moisture measurements and soil moisture estimates from SMOS version 551, AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT for the BERMS site in ascending and descending modes. The numbers of sample pairs and the results of the statistical test $H_0$ are also given. ....	82
Tableau 5.1: Mean, standard deviation, minimum and maximum values of the downscaled soil moisture maps. ....	115
Tableau 5.2: Correlation coefficients, RMSE, bias and slope values between the downscaled soil moisture maps estimated from (a) MODIS Aqua and MODIS Terra data using the linear and non-linear models, and (b) the linear and non-linear models for both SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations. ....	115
Tableau 5.3: Mean, standard deviation, minimum and maximum values of the downscaled soil moisture maps using the improved value of $T_{s_{max}}$ .....	122
Tableau 5.4: Correlation coefficients, RMSE, bias and slope values between the downscaled soil moisture maps estimated from the use of the improved value of $T_{s_{max}}$ and (a)	

MODIS Aqua and MODIS Terra data using the linear and the -linear models, and (b) the  
linear and non-linear models for both SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations.  
..... 122

Tableau 6.1: Availability of MODIS cloud-free data, SMOS soil moisture estimates (AM/PM)  
during the SMAPVEX12 soil moisture measuring days ..... 145

## Liste des abréviations

AMSR-E	: Advanced Microwave Scanning Radiometer – EOS
AVHRR	: Advanced Very High Resolution Radiometer
ASCAT	: Advanced Scatterometer
CanEx-SM10	: Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010
CLASS	: Canadian Land Surface Scheme
DISPATCH	: DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change
$f_v$	: Vegetation fraction
JAXA	: Japan Aerospace Exploration Agency
LAI	: Leaf Area Index
L-MEB	: L-band Microwave Emission of the Biosphere
LPRM	: Land Parameter Retrieval Model
LST	: Land Surface Temperature
MODIS	: Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer
NARR	: North American Regional Reanalysis
NASA	: National Aeronautics and Space Administration
NDVI	: Normalized Difference Vegetation Index
NSIDC	: National Snow and Ice Data Center
SEE	: Soil Evaporative Efficiency
SM	: Soil Moisture
SMAP	: Soil Moisture Active Passive
SMAPVEX12	: SMAP Validation EXperiment 2012
SMOS	: Soil Moisture and Ocean Salinity
SSM	: Surface Soil Moisture
SMMR	: Scanning Multichannel Microwave Radiometer
SSM/I	: Special Sensor Microwave/Imager

SVAT	: Soil Vegetation Atmosphere Transfer
$T_{S_{\max}}$	: Maximum soil temperature
$T_{S_{\min}}$	: Minimum soil temperature
$T_{V_{\max}}$	: Maximum vegetation temperature
$T_{V_{\min}}$	: Minimum vegetation temperature
VUA	: Vrije Universiteit Amsterdam

# Chapitre 1

## Introduction générale

### 1.1. Mise en contexte

#### 1.1.1. L'eau sur terre et définition de l'humidité du sol

L'eau sur terre est contenue dans un cycle sous forme de vapeur dans l'atmosphère, de liquide ou de glace sur la surface et dans le sol (Figure 1.1). L'eau des précipitations s'infiltre dans le sol ou elle ruisselle sur la surface pour former des lacs et des fleuves qui coulent vers les mers et les océans. Sous l'effet de l'énergie solaire, l'eau de surface et celle de la couche superficielle du sol s'évaporent et la végétation transpire pour reformer les nuages.

L'eau dans le sol occupe les pores dont la quantité et la taille dépendent de la texture, la densité et la structure du sol (Scherer et al., 1996). On distingue l'eau gravitationnelle et l'eau capillaire. L'eau gravitationnelle circule en général vers le bas en raison de la force gravitationnelle. Tandis que, l'eau capillaire reste accrochée aux particules de terre, elle est donc susceptible d'être captée par les racines. L'eau continue à s'infiltrer vers le bas jusqu'à ce qu'un équilibre soit atteint entre les forces gravitationnelles et capillaires (Scherer et al., 1996). Le contenu en eau dans le sol est généralement désigné par le terme « humidité du sol ». Il est exprimé la plupart du temps de façon volumétrique ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) en prenant le rapport entre le volume occupé par l'eau et le volume total de sol. Ses valeurs vont de 0 (sol très sec) jusqu'à la

valeur de la porosité (sol saturé). L'humidité volumétrique ne peut dépasser la porosité puisqu'elle ne peut occuper plus de volume que le volume libre. L'humidité du sol peut être exprimée également en degré de saturation en prenant le rapport entre le volume occupé par l'eau et le volume des pores. C'est un terme sans unité qui varie entre 0 et 1 : un degré de saturation égale à « 0 » correspond à un sol très sec (pas d'eau dans le sol), et un degré de saturation égale à « 1 » correspond à un sol saturé.

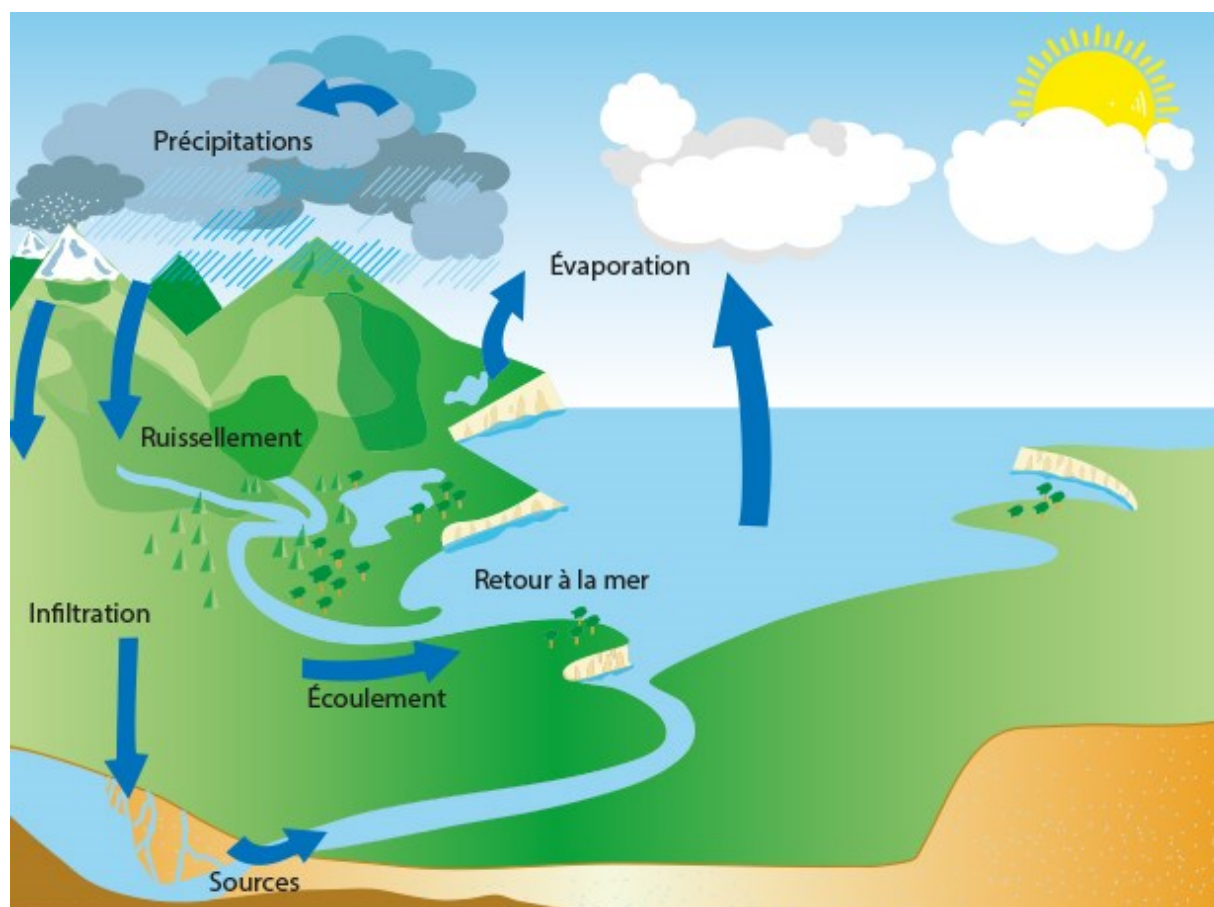


Figure 1.1 : Cycle de l'eau (<http://www.geologues-prospecteurs.fr/>)

L'humidité du sol désignée dans ce travail est le contenu en eau dans la couche superficielle du sol (quelques centimètres de profondeur). C'est l'humidité de la couche du sol qu'on peut estimer avec la télédétection. En plus, c'est l'humidité de la couche la plus importante pour l'échange d'énergie entre le sol et l'atmosphère (Bonan et al., 1993, Wu et al., 2010).



### **1.1.2. Importance de la mesure de l'humidité du sol**

Bien que l'humidité du sol ne présente qu'une faible proportion de la quantité de l'eau sur terre, elle est considérée comme une variable clé dans divers domaines environnementaux, économiques et sociaux.

En météorologie et climatologie, l'humidité du sol est classée par le Global Climate Observing System comme une des variables climatiques essentielles depuis 2004 (Dorigo et al., 2011). Elle intervient fortement dans la distribution des flux de chaleur sensible et de chaleur latente, et la régulation du phénomène d'évapotranspiration qui affecte directement la dynamique atmosphérique (Koster et al., 2004; Taylor et al., 2007). Elle est, ainsi, un élément fondamental pour les modèles de prévision et les modèles de circulation générale de l'atmosphère (Dai, 2004).

En hydrologie, l'humidité du sol contrôle la répartition de la précipitation entre l'infiltration et le ruissellement (Brocca et al., 2009; 2012). Sa connaissance permet ainsi d'effectuer la prévision des inondations (Javelle, 2010), des glissements de terrain (Ray et al., 2010), de l'érosion (Ziadat et al., 2013) et de la sécheresse (Anderson et al., 2012). En outre, la connaissance exacte de l'humidité du sol est nécessaire pour l'évaluation des ressources en eau et pour effectuer des bilans hydriques (Dobriyal et al., 2012), et elle est d'une grande importance dans la modélisation du phénomène de drainage (Stahle et al., 2013).

En agriculture, la distribution spatio-temporelle de l'humidité du sol a un impact sur les terres agricoles puisqu'elle détermine la disponibilité en eau et en air du sol (Bolten et al., 2010), deux éléments essentiels à la production végétale. Un surplus ou un manque d'eau dans le sol a des répercussions non seulement sur les processus de croissance de la plante, mais aussi sur les processus microbiologiques et pédologiques. La bonne connaissance de l'état

hydrique du sol et son évolution spatio-temporelle permet alors d'améliorer et prédire la production, réduire les maladies et optimiser l'irrigation.

En foresterie, l'humidité du sol conditionne la répartition spatiale de la biomasse et le contenu en eau du feuillage. Elle joue également un rôle important dans la prévention des incendies.

### **1.1.3. Variabilité spatiale et temporelle de l'humidité du sol**

L'humidité du sol présente des dynamiques spatio-temporelles très complexes (Brocca et al., 2011; Vereecken et al., 2014). Elles sont dues aux fluctuations des paramètres climatiques qui font référence au bilan hydrique de la zone étudiée (la précipitation et l'évapotranspiration) ainsi que l'hétérogénéité du couvert végétal et des propriétés intrinsèques du sol (la topographie, la texture, et la structure).

La précipitation est la source de l'eau sur terre. Sa répartition spatio-temporelle conditionne la variabilité spatio-temporelle de l'humidité du sol.

L'évapotranspiration s'effectue dans le sens contraire de la précipitation, soit le transfert de l'eau du sol vers l'atmosphère sous forme de vapeur. Elle est composée de l'évaporation du sol et la transpiration des plantes (Figure 1.1). On distingue l'évapotranspiration réelle de l'évapotranspiration potentielle. L'évapotranspiration réelle est l'eau réellement dissipée dans l'atmosphère sous forme de vapeur. Lorsque la disponibilité de l'eau dans le sol n'est pas limitative, l'évaporation réelle tend vers l'évapotranspiration potentielle, qui est l'eau susceptible d'être perdue dans les mêmes conditions (Lu et al., 2005). Elle ne dépend principalement que des facteurs météorologiques (humidité relative, température, vent et rayonnement solaire global incident). L'évaporation réelle et l'évaporation potentielle seront

utilisés dans le travail actuel afin de définir un indice de l'humidité du sol à l'échelle locale utile pour la désagrégation de l'humidité du sol estimée par le satellite SMOS. Le phénomène d'évapotranspiration s'accélère avec la température, le vent et la pression atmosphérique, et il dépend des propriétés du couvert végétal (type de plante, profondeur des racines, densité du feuillage et leurs formes).

La topographie influence la variabilité spatiale de l'humidité de surface du sol à travers le ruissellement ainsi que l'écoulement souterrain le long du gradient de pente. En effet, à une échelle locale, l'humidité de surface est normalement plus faible en haut de pente, et que plus on se dirige vers le bas, généralement plus l'humidité est élevée (Busch et al., 2012).

La texture du sol influence l'humidité du sol en raison de la capacité de rétention en eau différente des sols (English et al., 2005). Plus la texture est grossière plus l'évacuation de l'eau à la surface sera facile. Contrairement aux sables, les argiles ont une bonne capacité de rétention en eau.

La structure d'un sol a un impact direct sur la variabilité de sa teneur en eau puisqu'elle contrôle l'infiltration (Franzluebbers et al., 2002). Une bonne structure est le résultat d'une activité biologique et d'assemblage de particules élémentaires sous forme d'agrégats.

La nature du couvert et sa densité conditionnent le phénomène d'évapotranspiration du sol. Également, le couvert végétal influence le comportement de l'eau de précipitation et peut modifier certaines propriétés du sol, telles que sa structure. En effet, les tiges constituent des obstacles à l'écoulement superficiel puisqu'elles diminuent la vitesse de ruissellement et favorisent l'infiltration ; les racines augmentent la perméabilité du sol.

#### **1.1.4. Méthodes de détermination de l'humidité du sol**

La communauté scientifique mobilise des moyens importants pour le suivi spatio-temporel de l'humidité du sol. Ces moyens se concrétisent par la mise en place des réseaux de stations de mesures in situ, des modèles hydrologiques ou schémas de surface ainsi que des capteurs de télédétection spatiaux, aéroportés et/ou au sol.

##### **a. Mesures in situ**

La mesure directe de l'humidité du sol peut être effectuée par des sondes ou par une méthode gravimétrique. La mesure par des sondes (Figure 1.2) est possible à cause d'une relation entre le champ électrique mesuré et l'humidité du sol. Une droite d'étalonnage est donc réalisée pour chaque type de sol afin de faire correspondre chaque mesure (en mV) à une valeur de contenu en eau volumique du sol. Un exemple de sondes très utilisées est le Hydra-Probe (Cosh et al., 2005).

La mesure gravimétrique (Figure 1.3) consiste à prélever, à une profondeur donnée, un volume connu de sol qui est par la suite pesé puis séché dans un four spécialisé et enfin pesé une seconde fois après séchage. La différence de masse de l'échantillon du sol prélevé avant et après séchage correspond à la masse d'eau qu'il contient initialement, appelée l'humidité gravimétrique ( $\text{g/cm}^3$ ), qui peut être convertit en volume d'eau connaissant la densité volumique de l'eau. L'humidité du sol volumétrique ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) est alors le rapport entre le volume d'eau calculé et le volume du prélèvement de sol. Cette technique demande plus de temps et d'effort que la mesure par les sondes, par contre elle est plus précise. Elle est utilisée généralement pour la calibration des mesures effectuées par les sondes. Plus de détails sur ces méthodes sont présentés par Baker (1990) et Cuenca et Noilhan (1991).

Ces méthodes de mesures sur le terrain sont très utiles pour observer la répartition spatiale

de l'humidité du sol à des échelles spatiales et temporelles limitées. En effet, des mesures intensives de l'humidité du sol ont été effectuées lors des campagnes de terrain à étendues spatiales et temporelles limitées, tel que Soil Moisture Experiments 2004 (Cosh et al., 2006), Surface Monitoring Of the Soil Reservoir EXperiment (SMOSEX, Rosnay et al., 2006), Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010 (CanEX-SM10, Magagi et al., 2013) et SMAP Validation Experiment 2012 (SMAPVEX12, McNairn et al., 2015). À des échelles spatiales et temporelles importantes, ces méthodes se révèlent coûteuses, laborieuses et impossibles à mettre en œuvre. Il faudrait beaucoup de temps et d'équipements pour mener à bien ce type d'étude (Brocca et al., 2010). Des bases de données globales ont été établies, comme the International Soil Moisture Network (Dorigo et al., 2011) et le Global Soil Moisture Data Bank (Robock et al., 1999), afin d'assembler des données terrain d'humidité du sol et de les rendre accessibles à un large éventail d'utilisateurs.

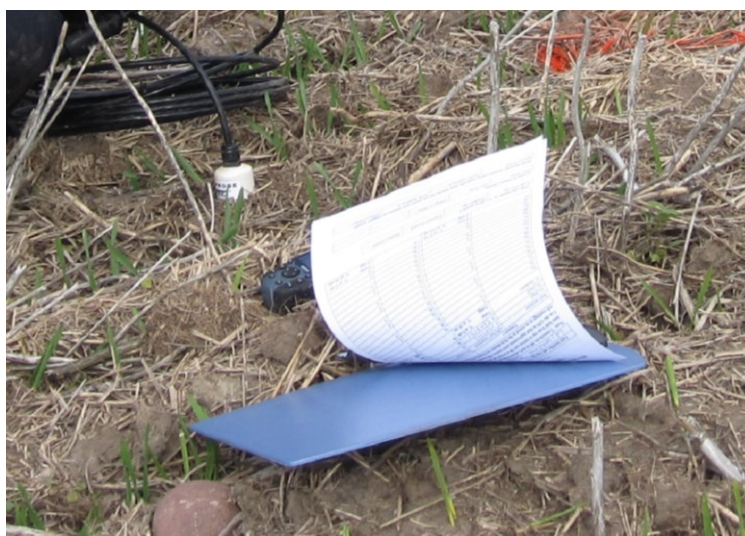


Figure 1.2 : Mesure de l'humidité du sol par sondes



Figure 1.3: Mesure gravimétrique de l'humidité du sol

### **b. Modélisation hydrologique**

La modélisation hydrologique vise à prédire le partage de l'eau dans les différents compartiments de son cycle (Figure 1.1), offrant ainsi une alternative pour l'estimation de l'humidité du sol à partir des caractéristiques du sol et des données météorologiques, particulièrement la pluviométrie.

Les modèles hydrologiques ont l'avantage de fournir des estimations de l'humidité du sol à des pas temporels et spatiaux flexibles et continus. Cependant, en plus du fait que les modèles sont limités par nature, le niveau de précision des modèles hydrologiques est fortement lié à leur complexité et la précision des données d'entrée (Beven, 2005; Liu and Gupta 2007). Plus un modèle est complexe, plus le nombre de paramètres à caler est important, et plus la disponibilité des observations devient critique pour une utilisation efficace et pertinente. Le choix du modèle relève donc d'un compromis difficile entre d'un côté, le niveau de précision voulu et de l'autre, les contraintes liées à l'application et la disponibilité des observations (Brocca et al., 2010).

De nombreux modèles hydrologiques ont été développés en fonction des objectifs visés. Ils diffèrent du point de vue de l'expression des phénomènes hydrologiques, qui sont soit liés à des équations physiques, soit à des équations empiriques, ou soit à une simplification plus ou moins poussée de ces équations physiques pour former des modèles semi-empiriques (Singh, 1995; Payraudeau, 2002). Les modèles physiques reproduisent le processus physique du cycle de l'eau de façon à estimer le contenu en eau dans le sol. Ils sont généralement complexes, et ils demandent un nombre important de données (Notter et al., 2007; Immerzeel et al., 2008). Les modèles empiriques sont moins complexes que les modèles physiques (Gray, 1970; Pan et al., 2003). Ils ne cherchent pas à décrire les processus physiques impliqués entre les différents éléments du bilan hydrique du sol. Ils sont construits autour des relations directes établies entre les données d'entrée et les sorties. Par conséquent, ils peuvent facilement ne pas être applicables en dehors des conditions où ils sont calibrés (Ponce et Hawkins, 1996; Corradini et al., 2000). Quant aux modèles semi-empiriques (Todini, 1996; Mello et al., 2008), ils combinent des concepts physiques avec d'autres purement empiriques pour réduire la complexité des modèles physiques. Étant donné l'absence d'une signification physique directe de leurs relations intégrées, les modèles empiriques et semi-empiriques ont besoin de séries temporelles des données météorologiques et hydrologiques suffisamment longues pour leur calibrage (Ciarapica et Todini, 2002).

Grâce au développement des moyens de calculs informatiques, les modèles hydrologiques ont acquis de meilleures résolutions et davantage de complexité. Les intérêts portés aux processus de surface ont permis l'évolution des modèles hydrologiques vers une représentation physique plus complexe et plus globale : les schémas de surface, souvent dénommés aussi SVAT (Soil Vegetation Atmosphere Transfer). Comme leur nom l'indique, les schémas de

surface représentent les processus physiques se produisant entre le sol, la végétation et l'atmosphère. Ils ont été développés dans le but de modéliser, d'une part, l'hydrologie et, d'autre part, l'échange d'énergie entre la surface hétérogène du sol et la couche atmosphérique qui le recouvre (Georgakakos et Baumer, 1996). Ces modèles permettent de simuler, entre autres, les conditions d'humidité du sol sur différentes échelles spatiales et temporelles indépendamment des conditions atmosphériques et de surface (Famiglietti and Wood, 1994). Leur limitation est liée à la disponibilité du nombre important des paramètres et données d'entrée à fournir (Brocca et al., 2004). Depuis la fin des années 80, de nombreux exemples de schémas de surface ont été développés. Ils sont élaborés sur la base de différents concepts et de différents niveaux de complexité en fonction de l'application envisagée (Sho et al., 1996). Parmi ces schémas de surface, on peut citer: Interaction Soil Biosphere Atmosphere (ISBA, Noilhan and Planton, 1989), Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme (BATS, Dickinson et al., 1992), Land-Air Parameterization Scheme (LAPS, Mihailovic, D.T., 1996) et Canadian Land Surface Scheme (CLASS, Verseghy, 2009).

### **c. La télédétection**

Le développement des technologies spatiales a rendu possible l'observation globale de la terre avec des mesures, dans une large gamme du spectre électromagnétique, d'ondes rétrodiffusées, réfléchies ou émises par la surface. Ces outils spatiaux sont particulièrement adaptés pour acquérir de l'information concernant l'humidité de la couche superficielle du sol sur des échelles spatiales inaccessibles par les méthodes directes et une certaine répétitivité temporelle. De nombreuses études ont révélé l'intérêt de la télédétection pour le suivi de l'humidité superficielle du sol, notamment avec des mesures en infrarouge thermique et en micro-ondes (Figure 1.4).



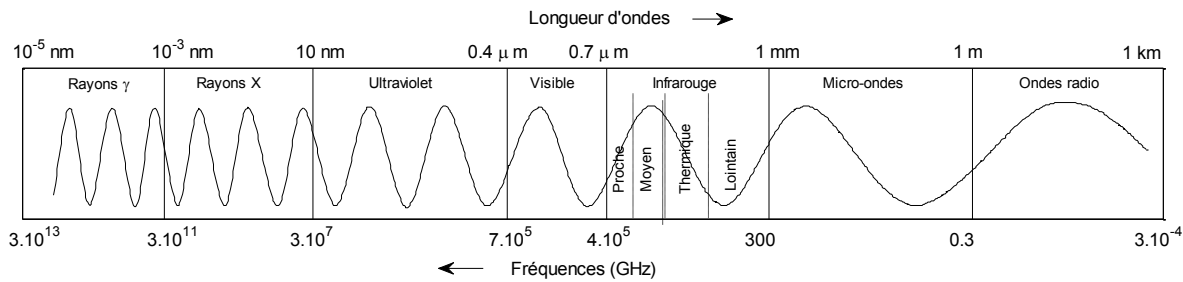


Figure 1.4: Spectre électromagnétique

#### - Dans le domaine thermique

La télédétection en infrarouge thermique a été proposée pour le suivi spatio-temporel de l'état hydrique du sol (Carlson et al., 1994, Andersen et al., 2002, Lakshmi et al. 2003) grâce à un lien entre la température du sol et son humidité (Idso et al., 1975, Price et al., 1980, Mira et al., 2010). Toutefois, la sensibilité importante de la température infrarouge émise par le sol à la couverture végétale rend difficile son potentiel à estimer quantitativement l'humidité du sol (Boisvert et al., 1996; Wang et al., 2007). Elle a l'avantage de la disponibilité des capteurs opérationnels à différentes résolutions spatiales. Les capteurs à une résolution spatiale moyenne comme MODerate resolution Imaging Spectro radiometer (MODIS) s'avèrent plus pertinents pour le suivi temporel de l'humidité du sol grâce à un bon compromis entre la résolution spatiale (1 km) et la résolution temporelle (1 jour), contrairement aux capteurs à haute résolution spatiale comme LANDSAT-8 (résolution temporelle = 16 jours; résolution spatiale = 100 m avec les bandes thermiques). En contrepartie, l'inconvénient de la télédétection infrarouge thermique porte sur l'opacité des nuages, les effets atmosphériques importants (Figure 1.5), le pouvoir de pénétration faible dans le sol et à travers la végétation (Carlson et al., 2004).

Le potentiel de l'inertie thermique du sol à dériver l'humidité du sol est analysé dans les travaux de Idso et al. (1975), Price (1977) et Schmugge et al. (1978). À partir de ces travaux,

plusieurs techniques ont été développées pour la modélisation de l'inertie thermique du sol à partir des données satellitaires et en dériver l'humidité du sol (Tramutoli et al., 2000; Verstraeten et al., 2006; Cai et al., 2007; Minacapilli et al., 2009; Scheidt et al., 2010; Matushima et al., 2012, Minacapilli et al., 2012; Notarnicola et al., 2012; Veroustraete et al., 2012). Tramutoli et al. (2000) ont évalué le potentiel de l'inertie thermique du sol dérivée de Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) pour décrire les variabilités spatiale et temporelle de l'humidité du sol sur un bassin versant en Italie, et ils ont conclu qu'elle fournit une information utile sur l'humidité du sol, par exemple, pour l'étalonnage des modèles hydrologiques. Verstraeten et al. (2006) ont considéré une technique de détection de changement pour estimer un indice de saturation en humidité du sol (Soil Moisture Saturation Index, SMSI) à partir de l'inertie thermique du sol dérivée des données de Meteosat; les valeurs maximale et minimale d'une série temporelle de l'inertie thermique du sol sur un pixel spécifique représentent l'humidité du sol résiduelle et à la saturation du sol, respectivement. Cet indice de saturation est, par la suite, converti en humidité du sol volumique en le multipliant par la porosité du sol. L'approche de Verstraeten et al. (2006) est adoptée ensuite par Veroustraete et al. (2012) pour dériver l'humidité sur des zones semi-arides en Chine à partir des données de MODIS.

Par ailleurs, Price (1990) et Clarson et al. (1994) ont montré qu'une relation empirique entre la température de surface, l'humidité du sol et la fraction de végétation peut être établie à partir d'un « triangle/trapèze universel » formé en traçant le nuage des points entre la température de surface et l'indice de végétation normalisé NDVI. Cette relation empirique est vérifiée par un schéma de surface SVAT (Gillies et al., 1997) et utilisée pour dériver l'information sur l'humidité du sol à partir des données satellitaires (Carlson et al., 1994;

Sandholt et al., 2002; Chauhan et al., 2003; Wang et al., 2007). Ainsi, un ensemble d'indices liés à l'état hydrique du sol ont été dérivés, notamment l'indice de sécheresse (Temperature-Vegetation Dryness Index, TVDI, Sandholt et al., 2002) et l'indice de l'humidité du sol (Soil Moisture Index, SMI, Merlin et al., 2008).

#### - Dans le domaine des micro-ondes

Les micro-ondes, dénommées également hyperfréquences, occupent les longueurs d'onde de 1 mm - 1 m environ, soit 0,3 - 300 GHz en fréquences. Cette gamme de fréquences est découpée en bandes, dénommées par des lettres. Le tableau 1.1 donne la correspondance entre les fréquences et les longueurs d'onde pour les bandes les plus utilisées pour l'observation de la terre.

Tableau 1.1: Bandes de fréquences dans le domaine des micro-ondes

Bande	Fréquence	Longueur d'onde
P	0,3 – 1 GHz	30 - 100 cm
L	1 – 2 GHz	15 - 30 cm
S	2 – 4 GHz	7,5 - 15 cm
C	4 – 8 GHz	3,75 - 7,5 cm
X	8 – 12 GHz	2,5 - 3,75 cm
Ku	12 – 18 GHz	1,6 - 2,5 cm
K	18 - 26,5 GHz	11,3 - 16,6 mm
Ka	26,5 - 40 GHz	7,5 - 11,3 mm

De nombreuses études ont montré que les micro-ondes sont les fréquences les plus appropriées pour l'estimation et le suivi spatio-temporel de l'humidité du sol (Njoku et al., 1996; Wigneron et al., 1998 ; Kerr, 2007; Champagne et al., 2010). En effet, elles présentent une sensibilité importante à l'humidité du sol grâce au grand contraste entre les propriétés diélectriques du sol humide et celles du sol sec, ainsi qu'un potentiel important de pénétration à travers la végétation et dans le sol (Beltran et al., 2010). La profondeur du sol échantillonnée par des mesures micro-ondes est influencée directement par le choix de la fréquence et

l'humidité du sol. Ainsi, plus la fréquence est faible plus la profondeur est importante (Ulaby, 1982). L'utilisation des micro-ondes à des fréquences  $\leq 10$  GHz présente également l'avantage de transparence de l'atmosphère, ce qui permet l'observation de la terre indépendamment des conditions atmosphériques (Dobson et Ulaby, 1985; Figure 1.5). Ainsi, contrairement aux capteurs fonctionnant dans le domaine de l'infrarouge thermique, l'estimation de l'humidité du sol peut être effectuée continuellement dans l'espace et dans le temps.

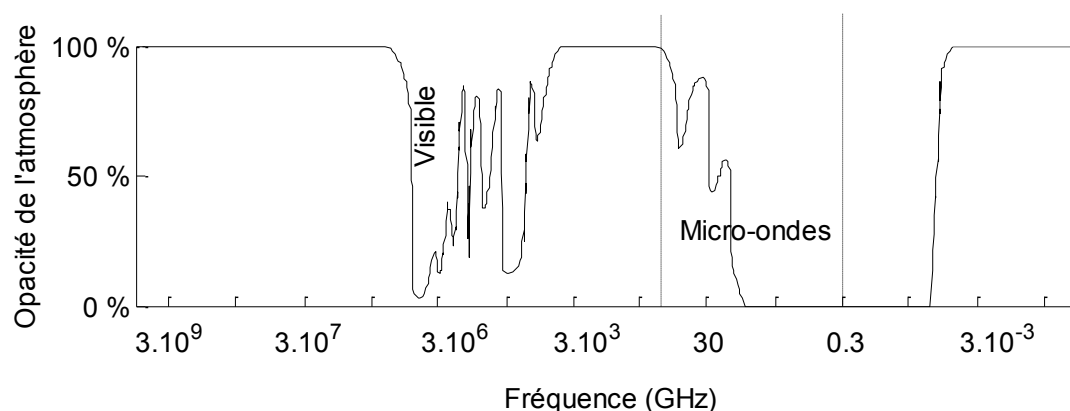


Figure 1.5: Effets atmosphériques sur les différentes fréquences du spectre électromagnétique

Dans le domaine des micro-ondes, les mesures sont possibles en mode actif (RADAR) et en mode passif. Les capteurs actifs ont l'avantage de fournir des images à une résolution spatiale fine grâce au mode Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO). Elle est de 30 m pour ENVISAT, et peut atteindre 10 m pour RADATSAT-1 et 3 m pour RADARSAT-2. Cependant, en plus de la résolution temporelle faible ( $\sim 24$  jours pour RADARSAT-2) qui limite leurs pertinences pour un bon suivi temporel de l'humidité du sol, les mesures radar sont très perturbées par le couvert végétal et la rugosité du sol, ce qui rend l'estimation de l'humidité du sol difficile (Bindlish et Barros, 2002). Différents algorithmes d'estimation de l'humidité du sol à partir des données RADAR ont été proposés (Oh et al. 1992; Dubois et al., 1995; Baghdadi et al., 2006; Loew et al., 2006). Cependant, dû aux effets importants de la végétation et de la

rugosité, aucun de ces algorithmes n'est opérationnel jusqu'à maintenant. Une technique de détection de changement a été utilisée pour dériver un indice d'humidité du sol (degré de saturation), à une résolution spatiale d'environ 25 km, à partir des mesures en bande C du diffusiomètre Advanced SCATterometer (ASCAT, Wagner et al., 1999).

Les capteurs micro-ondes passifs présentent une résolution spatiale grossière ( $> 40$  km). Toutefois, cette résolution spatiale est compensée par une résolution temporelle pertinente ( $< 3$  jours), ce qui est avantageux pour un bon suivi temporel de l'état hydrique du sol. Par ailleurs, les mesures micro-ondes passives présentent moins de sensibilité à la couverture végétale et à la rugosité de surface que les mesures micro-ondes actives (Mo et al., 1987; Jackson et Schmugge, 1991).

Différents algorithmes d'estimation de l'humidité du sol à partir des mesures en micro-ondes passives ont été proposés (Wigneron et al., 2003). On distingue des méthodes statistiques (Jackson et al., 1982; Newton et al., 1982; Ulaby et al., 1983; Ahmed, 1995), des méthodes qui considèrent un réseau de neurones (Liu et al., 2002), et des méthodes qui considèrent l'inversion d'un modèle de transfert radiatif (Kerr et Njoku, 1990, Calvet et al., 1995; Wigneron et al., 1993; Wigneron et al., 1995; Njoku et Entekhabi, 1996, Njoku et al., 2003; Ferrazzoli et al., 2000; Wigneron et al., 2007). Ainsi, différents produits d'humidité du sol ont été dérivés à partir des données satellitaires en micro-ondes passives, notamment les données de Scanning Multichannel Microwave Radiometer (SMMR, bande C, De Jeu 2003), Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I, bandes K et Ka, Jackson, 1997), Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM, bande X, Gao et al. 2006) et Advanced Microwave Scanning Radiometer - EOS (AMSR-E, bandes C et X). Toutefois, aux fréquences utilisées par ces capteurs, les mesures sont toujours perturbées par la rugosité de la surface et particulièrement

la végétation (Calvet et al., 2011).

En revanche, il a été démontré que la bande L est optimale pour l'estimation de l'humidité du sol ; ses sensibilités à la biomasse, à la rugosité et à l'atmosphère étant très faibles (Figure 1.6; Schmugge et al., 1983; Jackson et Schmugge, 1989; Wang et Choudhury, 1995; Moghaddam et al., 2000; Calvet et al., 2011). En effet, jusqu'à un passé très récent, la technologie ne permettait pas d'effectuer des mesures satellitaires à ces fréquences faibles ( $< \sim 2$  GHz) ; il aurait fallu une antenne de taille gigantesque pour avoir une résolution spatiale intéressante. La technique de l'interférométrie a alors été utilisée pour réduire la taille de l'instrument et donner naissance au premier satellite qui mesure l'émission de la surface (mode passif) en bande L : Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS, Kerr et al., 2001). Il est le premier satellite spécialement dédié à cartographier l'humidité du sol à l'échelle globale. Plus de détails sur ce satellite sont donnés à la section 2.2.3.

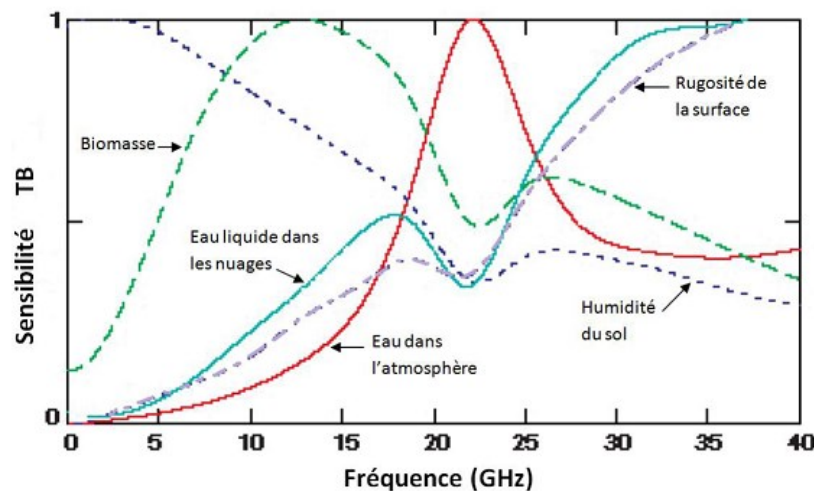


Figure 1.6: Sensibilité des mesures micro-ondes passives à l'humidité du sol, la rugosité, la végétation et les nuages en fonction de la fréquence (Kerr, 1996)

## 1.2. Problématique

SMOS utilise des technologies et des algorithmes d'estimation de l'humidité du sol qui

n'étaient pas utilisés auparavant (Jackson et al., 2012). Par conséquent, les algorithmes d'extraction d'humidité du sol doivent être vérifiés et potentiellement raffinés. De même, les données dérivées, particulièrement les données d'humidité du sol, doivent d'abord être validées sur différents écosystèmes à travers le monde avant d'être utilisées pour répondre à des questions scientifiques (Kerr et al., 2012). La validation des données d'humidité du sol dérivées des mesures en micro-onde passives est toujours un défi à cause d'un contraste d'échelle spatiale entre ces données grossières et les mesures in situ ponctuelles et dispersées (Jackson et al., 2012). En effet, l'hétérogénéité spatiale de l'état de surface à petite échelle peut induire des incertitudes importantes au niveau des estimations de l'humidité du sol, et elle peut compliquer la phase de validation de ces données. La confrontation des données de SMOS à des mesures in situ intensives sur différentes régions du monde ainsi qu'à d'autres produits satellitaires constitue un élément de validation important. Sur les Prairies canadiennes, une des premières études de validation des données d'humidité du sol de SMOS (produit L2) a été effectuée avec la première version v.309 du produit (Gherboudj et al., 2012). Avec cette version, les données d'humidité du sol de SMOS, comparées aux mesures in situ collectées au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10, n'ont pas montré de bons résultats sur les Prairies canadiennes. Trois autres versions du produit L2 de SMOS (v.400, v.501 et v.551) ont été publiées suite aux travaux de validation/calibration des algorithmes utilisés. Par conséquent, l'intercomparaison et la validation de ces différentes versions étaient nécessaires pour toute exploitation de ces données, ce qui constitue une des motivations justifiant ce travail de recherche.

La résolution spatiale de l'humidité du sol issue des mesures SMOS est d'environ 40 km. Elle est particulièrement intéressante dans les domaines climatologiques et météorologiques à

grandes échelles (Kerr et al., 2010; Piles et al., 2011). Toutefois, elle n'est pas pertinente pour des applications à l'échelle locale comme l'agriculture, l'hydrologie et la gestion des ressources en eau qui nécessitent des données de 1 à 10 km de résolution (Entekhabi et al., 2010; Merlin et al., 2006.b). Il faut signaler également que la résolution spatiale du deuxième capteur spatial opérationnel en micro-onde passive, AMSR2 (2<sup>ème</sup> génération d'AMSR-E), est supérieure à 40 km. Quant au Soil Moisture Active Passive (SMAP, Entekhabi et al., 2010), lancé en janvier 2015, il devrait fournir des estimations de l'humidité du sol à environ 40 km de résolution à partir des mesures radiométriques en bande L, ainsi que des estimations d'humidité du sol à 3 km de résolution dérivées des mesures radar en bande L et à 9 km de résolution en combinant les mesures radiométriques avec les mesures radar. Malheureusement pour des problèmes techniques, le capteur radar a cessé de fonctionner en juillet 2015. Afin d'exploiter les estimations d'humidité du sol dérivées des mesures satellitaires en micro-onde passive, notamment celles de SMOS et SMAP, pour les applications à l'échelle locale, il est nécessaire de disposer de méthodes de désagrégation permettant de changer l'échelle de ces données d'une échelle grossière (échelle globale) à une échelle plus fine (échelle locale).

Plusieurs méthodes de désagrégation ont été proposées. Une première catégorie de méthodes considère des approches statistiques. En effet, Kim et Barros (2002) ont montré que la structure spatio-temporelle de l'humidité du sol peut être statistiquement exprimée par la variabilité spatio-temporelle des données auxiliaires telles que la topographie, la texture, la teneur en eau de la végétation et la précipitation. Ainsi, ils ont développé différentes combinaisons linéaires entre ces paramètres de surface pour interpoler les valeurs locales de l'humidité du sol. Par ailleurs, Mascaro et al. (2010) ont proposé un modèle statistique de désagrégation de l'humidité du sol à résolution spatiale grossière. Ce modèle de désagrégation



tient compte de la variabilité spatiale de l'humidité du sol et, utilise le comportement fractal ou multi-fractal de cette variabilité à travers des générateurs stochastiques. L'utilisation de générateurs stochastiques en cascades multifractals a été prouvée pour la désagrégation de certains phénomènes, tel que les fluctuations de vitesse en turbulence (She et Waymire, 1995; Benzi et al., 1996) et les fluctuations de la pluviométrie à petite échelle (Deidda et al., 2006; Badas et al., 2006). Ces méthodes statistiques sont généralement simples à appliquer. Cependant, elles ont un caractère probabiliste dont la précision fluctue en fonction des caractéristiques du site d'étude. Une deuxième catégorie de méthodes de désagrégation considère la combinaison des mesures en micro-onde passive avec des mesures en micro-onde active (Zhan et al., 2006 ; Narayan et Lakshmi, 2008 ; Bindlish et al., 2009 ; Das et al., 2011). Ces approches ont gagné plus d'importance avec le lancement du nouveau satellite SMAP qui est supposé effectuer, à la fois, des mesures passives et actives en bande L. Toutefois, l'utilisation des données radar à haute résolution spatiale pour la désagrégation de l'humidité du sol dérivée des mesures en micro-ondes passives est limitée par la résolution temporelle faible de ces capteurs (~ 24 jours pour RADARSAT-2). Une troisième catégorie des méthodes de désagrégation considère la combinaison des données d'humidité du sol dérivées des mesures en micro-ondes passives avec des données optiques/thermiques des capteurs spatiaux à résolution spatiale modérée comme MODIS. Comparées aux données radar, ces données ont l'avantage d'avoir une haute résolution temporelle (1 jour) avec une résolution spatiale pertinente pour les études à l'échelle locale (1 km). Chauhan et al. (2003) ont utilisé les données optiques/thermiques de AVHRR et le modèle « triangle universel », liant l'humidité du sol à la température de surface et à un indice de végétation (Carlson et al., 1994), pour désagréger l'humidité du sol issue de SSM/I (~ 50 km de résolution) . À partir de cette étude, plusieurs travaux de recherche utilisant des données satellitaires

optiques/thermiques pour la désagrégation de l'humidité du sol dérivée des mesures micro-ondes passives se sont succédés, particulièrement avec le lancement du projet SMOS (Merlin et al., 2005; Merlin et al., 2008; Merlin et al., 2009; Merlin et al., 2010; Piles et al., 2011; Kim and Hogue, 2012; Rahimzadeh-Bajgiran et al., 2013; Sánchez-Ruiz et al., 2014).

DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH, Merlin et al., 2012.a) est un algorithme de désagrégation de l'humidité du sol de SMOS. Il est basé sur l'efficacité d'évaporation du sol (Soil Evaporative Efficiency, SEE) dérivée des données optique/thermique de MODIS et utilisée comme un indice local de l'humidité du sol, et un modèle liant SEE à l'humidité du sol à l'échelle locale. Plus de détails sur DISPATCH seront donnés dans la section 3.2. DISPATCH a démontré de bonnes performances sur deux sites particuliers choisis dans des zones semi-arides situées en Australie (Merlin et al., 2012.b) et en Espagne (Merlin et al., 2013). Cependant, il nécessite encore d'autres travaux de validation pour évaluer ses performances sur différents états de surface (Merlin et al., 2013). La linéarité de la relation entre SEE à l'humidité du sol mérite d'être aussi étudiée davantage, afin d'optimiser les résultats de désagrégation. En effet, de rares travaux ont analysé la pertinence de coupler DISPATCH avec un modèle linéaire ou un modèle non-linéaire en fonction de l'état de surface (Merlin et al., 2013).

D'un autre côté, la couverture nuageuse constitue l'une des limites majeures de DISPATCH. En effet, utilisant des données optiques/thermiques DISPATCH n'est pas fonctionnel pour les journées nuageuses. L'utilisation des données MODIS de la journée qui précède ou la journée qui suit la date de l'acquisition SMOS (Merlin et al., 2012.b) n'est pas scientifiquement fondée. Elle peut entraîner des incertitudes importantes particulièrement dues à l'occurrence de pluie entre les deux dates. Aussi, les données composites de MODIS ne

satisfont pas également la condition d'uniformité du forçage atmosphérique permettant une application correcte du modèle « Trapèze Universel ». Ce produit composite est composé de pixels provenant de différentes journées d'acquisitions. Ainsi, ces pixels sont soumis à des conditions atmosphériques différentes. Par conséquent, il est nécessaire de disposer d'alternatives simples et robustes permettant d'assurer la continuité temporelle des données d'humidité du sol à l'échelle locale en désagrégeant les données d'humidité du sol de SMOS pendant les journées nuageuses.

Cette problématique introduit trois insuffisances auxquelles ce projet de thèse tente d'apporter une contribution scientifique, à savoir : 1) la nécessité de valider les données d'humidité du sol de SMOS sur différents écosystèmes ; 2) l'intérêt à généraliser la fonctionnalité de DISPATCH pour de fortes conditions d'humidité du sol et; 3) la nécessité de disposer d'une approche permettant d'utiliser DISPATCH pour désagréger l'humidité du sol de SMOS pendant les journées nuageuses.

## **1.3. Objectifs**

### **1.3.1. Objectif général**

L'objectif général de ce projet de recherche est de contribuer au développement de méthodes de désagrégation de l'humidité du sol estimée par SMOS dans le but de pouvoir exploiter ces données dans les applications à l'échelle locale.

### **1.3.2. Objectifs spécifiques**

Afin d'atteindre l'objectif général susmentionné, les objectifs spécifiques suivants sont visés :

- Valider les données SMOS en zones agricoles et zones forestières boréales situées dans

les Prairies canadiennes.

- Évaluer le potentiel de DISPATCH à estimer l'humidité du sol à l'échelle locale pour des fortes conditions d'humidité pendant les journées non nuageuses.
- Estimer l'humidité du sol à l'échelle locale pendant les journées nuageuses, en combinant DISPATCH avec le schéma de surface CLASS.

## **1.4. Hypothèses**

La présente étude cherche à valider les hypothèses suivantes :

- L'algorithme d'estimation de l'humidité du sol à partir des mesures SMOS (Kerr et al., 2011) est valide pour les zones agricoles et forestières des prairies canadiennes (Gherboudj et al., 2012).
- DISPATCH permet d'estimer l'humidité du sol à l'échelle locale pour différentes conditions d'humidité du sol rencontrées sur les prairies canadiennes pendant les journées non nuageuses (Merlin et al., 2012.a).
- La combinaison de DISPATCH avec un schéma de surface permet d'estimer l'humidité du sol à l'échelle locale dans des conditions nuageuses (Moran et al., 2004).

## **1.5. Structure de la thèse**

Cette thèse rédigée sous la forme d'une thèse par articles comporte 6 chapitres. Trois chapitres sont présentés sous forme d'articles scientifiques. Chacun de ces articles répond à un objectif spécifique (Section 1.3.2).

Tout d'abord, le matériel et la méthode générale de la thèse sont présentés dans le chapitre 2. Ensuite, les notions théoriques principales utilisées dans cette thèse sont présentées dans le

chapitre 3. Il s'agit d'expliquer le modèle de transfert radiatif L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) utilisé pour l'inversion de l'humidité du sol des mesures aéroportées de température de brillance en bande L, l'algorithme de désagrégation DISPATCH et le schéma de surface CLASS. Le chapitre 4 (article 1) est dédié à la validation des données d'humidité du sol de SMOS sur le site agricole de Kenaston et le site forestier de BERMS. Le chapitre 5 (article 2) porte sur la désagrégation de l'humidité du sol de SMOS pendant les journées non nuageuses sur le site de Kenaston qui présente des conditions particulièrement humides durant la campagne de terrain CanEx-SM10. La méthodologie utilisée dans ce chapitre 5 repose sur le modèle DISPATCH. Enfin, le chapitre 6 (article 3) revient sur la validation et la désagrégation de l'humidité du sol SMOS avec DISPATCH sur un autre site qui présente une bonne dynamique spatiale et temporelle de l'état hydrique du sol (le site de Winnipeg, SMAPVEX12); ce chapitre 6 porte principalement sur la désagrégation de l'humidité du sol de SMOS pendant les journées nuageuses en combinant DISPATCH avec le schéma de surface CLASS.

## **Chapitre 2**

### **Matériel et méthode de la thèse**

#### **2.1. Sites d'étude**

Trois sites d'études caractéristiques des Prairies canadiennes et de la forêt boréale sont considérés dans ce travail. Deux sites, situés en Saskatchewan (Canada), sont ceux de la campagne de terrain CanEx-SM10 (<http://canex-sm10.espaceweb.usherbrooke.ca/>) qui a eu lieu du 31 mai au 17 juin 2010 à Saskatchewan (Canada). Il s'agit d'un site agricole [51,14 N – 51,70 N ; 105,67 W – 106,79 W] situé dans les prairies de Kenaston et un site forestier [53,59 N – 54,27 N ; 104,32 W – 104,99 W] situé dans la zone expérimentale Boreal Ecosystem Research and Monitoring Sites (BERMS, Figure 2.1). Le site agricole de Kenaston a connu des événements pluvieux intenses avant et au cours de CanEx-SM10, ce qui entraînait des conditions du sol particulièrement humides et très peu de végétation pendant CanEx-SM10. Plus de détails sur ces deux sites sont donnés aux chapitres 4 et 5 et dans Magagi et al. (2013). Le troisième site, situé au Manitoba (Canada), est celui de la campagne de terrain SMAPVEX12, (<http://smapvex12.espaceweb.usherbrooke.ca/>) qui a eu lieu du 6 juin au 17 juillet 2012 (Figure 2.1). Il est un site majoritairement agricole de dimensions 15 km x 70 km approximativement, incluant une partie forestière (12 % de la surface totale) située au nord-ouest. Le site du Manitoba présentait une bonne variabilité spatio-temporelle de l'humidité du sol pendant SMAPVEX12. Sur les champs agricoles, la végétation était généralement peu

abondante au début de la campagne de terrain et dense à la fin. Plus de détails sur le site du Manitoba sont donnés au chapitre 6 et dans McNairn et al. (2015).

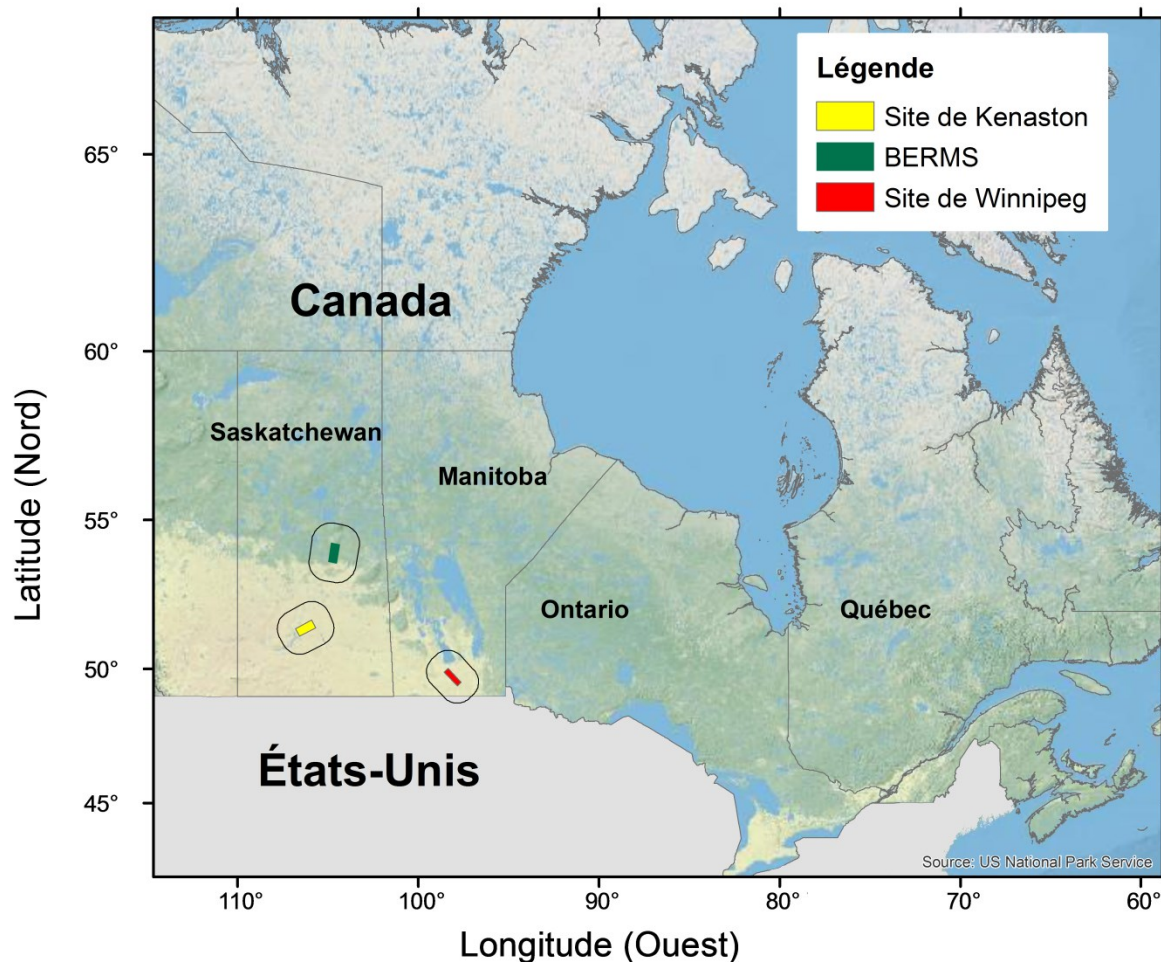


Figure 2.1: Sites d'étude

## 2.2. Données utilisées

### 2.2.1. Mesures in situ

#### a. Humidité du sol

Sur le site agricole de Kensaton, les données d'humidité du sol sont collectées dans 60 champs de dimensions 1000 m x 1000 m approximativement au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10 (Magagi et al., 2013). Dans chaque champ, l'humidité de la couche 0 – 5

cm du sol est mesurée avec des sondes (Steven's Water Hydra Probes) sur quatorze points distribués le long de deux transects distants de 400 m selon un pas de 100 m. Afin d'assurer une représentativité des données terrain, trois acquisitions d'humidité du sol sont effectuées par point de mesure (Magagi et al., 2013). Les mesures effectuées par les stations permanentes d'Environnement Canada et University of Guelph installées dans 40 champs, parmi les 60 champs considérés dans CanEx-SM10, sont aussi utilisées (voir Figure 2.a du chapitre 4). Pour cette étude, elles fournissent des données d'humidité de la couche 0 – 5 cm du sol sur un pas de temps de 30 mn du 26 avril au 30 juin 2010.

Sur le site agricole de Winnipeg, les données d'humidité du sol sont collectées dans 55 champs agricoles de dimensions 800 m x 800 m approximativement durant SMAPVEX12 (McNairn et al., 2015, voir Figure 1 du chapitre 6). Dans chaque champ, l'humidité de la couche 0 – 5 cm du sol est mesurée avec des sondes sur seize points distribués le long de deux transects distants de 200 m, selon un pas de 75 m. Afin d'assurer une représentativité des données terrain, tout comme sur le site agricole de Kenaston, trois acquisitions d'humidité du sol sont effectuées par point de mesure.

Sur le site forestier de BERMS, les données utilisées sont issues du réseau de 20 stations temporaires installées par le département de l'agriculture des États-Unis (USDA) dans le cadre de CanEx-SM10 (Cosh et al., 2013, voir Figure 2.b du chapitre 4). Elles fournissent du 26 mai au 26 août 2010 des données horaires d'humidité du sol à 5 cm de profondeur. Les mesures directes effectuées le 16 juin 2010 (la dernière journée de CanEx-SM10) sur 35 emplacements bien répartis sur le site de BERMS sont aussi intégrées. Afin d'assurer une représentativité des données terrain, trois points de mesures sont considérés pour chaque emplacement et trois acquisitions d'humidité du sol sont effectuées par point de mesure.



Ces mesures in situ d'humidité du sol sont utilisées pour évaluer les estimations d'humidité du sol de SMOS, AMSR-E et ASCAT, ainsi que pour valider les valeurs d'humidité du sol dérivées des méthodes de désagrégation utilisées dans cette thèse. Pour être comparées aux estimations de SMOS en mode ascendant, les mesures in situ de l'humidité du sol sont effectuées entre 6 h et 12 h (temps local). Pour les données des stations permanentes et temporaires, uniquement les mesures effectuées à +/- 1 heure des temps de passage des satellites (SMOS, AMSR-E et ASCAT) sont considérées. Plus de détails sur les méthodes de mesure, les instruments utilisés peuvent être trouvés sur les sites officiels des campagnes de terrain CanEx-SM10 (<http://canex-sm10.espaceweb.usherbrooke.ca/>) et SMAPVEX12 (<http://smapvex12.espaceweb.usherbrooke.ca/>).

Des mesures gravimétriques de l'humidité du sol sont effectuées aux points de mesures d'humidité dans chaque champ. Elles sont utilisées pour calibrer les mesures prises par les sondes décrites précédemment. Notons qu'à chaque jour de mesure, un prélèvement gravimétrique est effectué à un point de mesure.

#### **b. Autres données au sol**

La texture du sol (% de sable, % d'argile et % de limon) est déterminée par analyse au laboratoire des prélèvements des échantillons gravimétriques. Elle est utilisée pour estimer l'humidité du sol à partir du modèle L-MEB et des mesures aéroportées de la température de brillance sur le site de Kenaston, ainsi que pour simuler l'humidité du sol avec le schéma de surface CLASS sur le site de Winnipeg.

Finalement, la rugosité de surface sur le site de Kenaston, mesurée le long de trois transects de longueur 3 m, est utilisée dans le processus d'estimation de l'humidité du sol à petite échelle à partir du modèle L-MEB et des mesures aéroportées de la température de brillance.

### 2.2.2. Mesures aéroportées

Les mesures aéroportées de température de brillance en bande-L (1,4 GHz) bipolarisée (H et V) acquises sur le site de Kenaston au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10 (Magagi et al., 2013) sont utilisées afin d'inverser l'humidité du sol à l'échelle locale en utilisant le modèle de transfert radiatif L-MEB. L'humidité du sol dérivée de L-MEB est utilisée, à son tour, pour évaluer l'humidité du sol dérivée de l'algorithme de désagrégation DISPATCH sur le site de Kensaton (Chapitre 4).

Ces mesures aéroportées, disponibles les 2, 5, 6, 7, 9, 13, 14 juin 2010, sont acquises en même temps que les mesures in situ (de 6 h à 12 h) afin d'être comparées aux données de SMOS en mode ascendant. Elles sont effectuées, à un angle d'incidence de 40° et une résolution spatiale d'environ 2,25 km, par le radiomètre en bande L de Environnement Canada embarqué sur l'aéronef Twin-Otter de Ressources Naturelle Canada (RNC). La totalité de la zone d'étude est balayée à travers 16 lignes de vols parallèles (Figure 2.2) d'altitude 2341m.

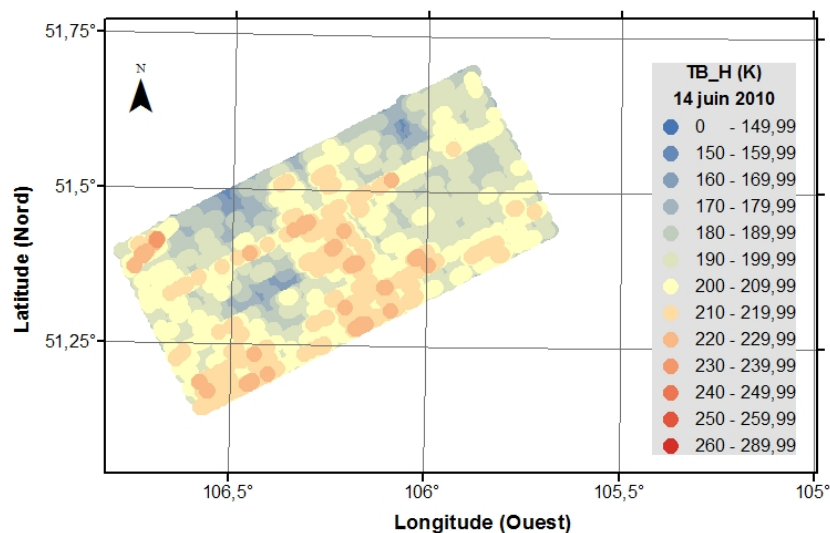


Figure 2.2: Mesures aéroportées de la température de brillance en bande L (polarisation H) effectuées par l'aéronef Twin-Otter le 14 juin 2010

En plus du radiomètre micro-ondes passives, Twin-Otter embarque un radiomètre infrarouge thermique dont les mesures sont utilisées dans le modèle L-MEB afin d'inverser l'humidité du sol à partir des données de température de brillance.

### **2.2.3. Données satellitaires**

#### **a. Humidité du sol de SMOS**

SMOS est lancé, par l'Agence Spatiale Européenne (ESA), en novembre 2009 dans l'objectif de cartographier l'humidité des sols et la salinité des océans à l'échelle du globe (Kerr et al., 2010). Il est positionné sur une orbite héliosynchrone d'altitude 758 km. Il passe au-dessus des sites d'étude aux environs de 6 h et 18 h (heures locales) en modes ascendant et descendant, respectivement.

SMOS effectue des mesures de température de brillance multi angulaires de 0 à 55° en polarisations H et V. Avec sa faible fréquence, il possède une capacité particulière d'estimer l'humidité de la couche 0-5 cm du sol. L'humidité du sol de SMOS est à une résolution spatiale d'environ 40 km et une résolution temporelle inférieure à 3 jours. La précision souhaitée des données d'humidité du sol de SMOS est de 0,04 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>.

Le produit L2 (humidité du sol) de SMOS est utilisé dans cette thèse. Il est estimé à partir des mesures de la température de brillance de SMOS en inversant le modèle de transfert radiatif L-MEB (Wigneron et al., 2007). Quatre versions du produit L2 sont considérées dans nos travaux: v.309, v.400, v.501 et v.551. Elles résultent de l'évolution de l'algorithme d'estimation de l'humidité du sol suite aux travaux de calibration/validation des données SMOS. Les quatre versions sont évaluées sur le site agricole de Kenaston et BERMS (chapitre 4). Toutefois, la version v.501 est utilisée dans la désagrégation de l'humidité du sol de SMOS sur le site de Kenaston durant CanEx-SM10 (chapitre 5), et la version v.551 est utilisée dans la

désagrégation de l'humidité du sol de SMOS sur le site de Winnipeg durant SMAPVEX12 (chapitre 6).

### **b. Humidité du sol AMSR-E**

AMSR-E, développé par l'Agence spatiale japonaise JAXA, est embarqué sur le satellite Aqua de l'Agence spatiale américaine NASA en orbite depuis mai 2002. Aqua est positionné sur une orbite héliosynchrone d'altitude 700 km. Il possède une période de revisite inférieure à 3 jours. Il passe par les sites d'étude aux environs de 2 h et 14 h (heures locales) en modes descendant et ascendant, respectivement. Suite à une panne technique en octobre 2011, AMSR-E est remplacé par AMSR2 (Parinussa et al., 2015).

Avec AMSR-E et AMSR2, les données de température de brillance sont acquises à un angle d'incidence unique d'environ  $55^\circ$  et six fréquences, y compris les bandes C (6,9 GHz) et X (10,7 GHz) en polarisations horizontale et verticale. Ces deux bandes de fréquences sont utilisées pour l'estimation de l'humidité du sol à environ 2 cm de profondeur (Schmugge, 1983) avec une résolution spatiale d'environ 50 km.

Seule l'humidité du sol d'AMSR-E est utilisée dans cette thèse. Il en existe deux produits différents: AMSR-E/NSIDC et AMSR-E/VUA. Les deux sont utilisés dans ce travail. Le produit AMSR-E/NSIDC est développé par le National Snow and Ice Data Center (NSIDC). Il est dérivé des mesures de température de brillance en bande X en se basant sur l'algorithme de Njoku et al. (2003). En revanche, le produit AMSR-E/VUA est développé par « Vrije Universiteit Amsterdam » et NASA à partir des mesures de température de brillance en bande X (ou en bande C dans le cas où les mesures en bande X sont perturbées par le RFI) en se basant sur l'algorithme Land Parameter Retrieval Model (LPRM, Owe et al., 2008).

### **c. Humidité relative du sol d'ASCAT**

ASCAT, développé par EUMETSAT, est un diffusiomètre embarqué sur le satellite météorologique MetOp-A lancé en octobre 2006 sur une orbite héliosynchrone d'altitude 817 km. Il possède une période de revisite inférieure à 3 jours, avec un passage au-dessus des sites d'études à 9 h 30 mn et 21 h 30 mn en modes ascendant et descendant, respectivement.

ASCAT opère en mode actif à une fréquence de 5,3 GHz (bande C) en polarisation VV avec des angles d'incidence compris entre 25° et 64°. Son objectif principal est de dériver la vitesse et la direction des vents océaniques. Cependant, sur les continents, ASCAT est capable d'apporter une information sur le contenu en eau de la couche superficielle du sol (Wagner et al., 2013).

Le produit d'humidité du sol dérivé par l'algorithme d'inversion de Vienna University of Technology (WARP 5.5) est utilisé dans ce travail. Cet algorithme considère une méthode de détection de changement pour déterminer le degré de saturation (SSM) de la couche 0 – 5 cm avec une résolution spatiale d'environ 25 km (Wagner et al., 2013). Ainsi, contrairement aux données d'humidité du sol de SMOS et d'AMSR-E, ASCAT/SSM est un indice compris entre 0 et 1. La valeur « 0 » correspond à un sol très sec, et la valeur « 1 » correspond à un sol saturé. Dans ce travail, les données de degré de saturation sont convertis en humidité volumique du sol à travers une multiplication par la porosité (Wagner et al., 2013).

### **d. Données optiques/thermiques de MODIS**

MODIS est embarqué à bord des satellites Terra et Aqua lancés par l'agence spatiale américaine NASA en décembre 1999 et en mai 2002, respectivement. Terra et Aqua sont positionnés sur des orbites héliosynchrones d'altitude environ 700 km. Ils possèdent des périodes de revisite inférieures ou égales à 2 jours. Terra passe au-dessus des sites d'étude à

environ 10 h 30 min et 20 h 30 min (heures locales) en modes ascendant et descendant, respectivement. En revanche, Aqua passe à environ 1 h 30 min et 13 h 30 min en modes ascendant et descendant, respectivement.

Les acquisitions de MODIS sont effectuées avec 36 bandes de fréquences (<http://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php>) à des angles d'incidences compris entre +/- 55°. Il en résulte différents produits ([http://lpdaac.usgs.gov/dataset\\_discovery/modis/modis\\_products\\_table](http://lpdaac.usgs.gov/dataset_discovery/modis/modis_products_table)). Dans cette thèse, les produits de température de surface (LST) et d'indice de végétation normalisé (NDVI) à 1 km de résolution sont utilisés afin de désagréger l'humidité du sol de SMOS (chapitres 5 et 6). Ce choix s'explique par:

- Le lien important entre l'humidité de la couche superficielle du sol, la température de la surface et la couverture végétale (Chauhan et al., 2003),
- Le bon compromis entre la résolution spatiale (1 km) et la résolution temporelle (images quotidiennes) pour un bon suivi spatio-temporel de l'état hydrique du sol,
- Les bonnes corrections géométriques, radiométriques et atmosphériques appliquées aux produits de MODIS (Vermote et., 2002 ; Huete et al., 2002 ; Wolfe et al., 2002),
- La gratuité de ces données.

Toutefois, ces données présentent les inconvénients suivants pour l'attente de nos objectifs:

- Le décalage horaire entre le temps de passage de MODIS et celui de SMOS,
- L'humidité du sol de SMOS est représentative de la couche 0-5 cm du sol, tandis que la température de surface de MODIS est caractéristique de la surface uniquement (quelques millimètres de profondeur),
- L'indisponibilité des données MODIS sous un ciel nuageux.

En plus de l'indice de végétation et la température de surface utilisés dans le processus de désagrégation, le produit LAI de MODIS est utilisé dans ce travail afin d'estimer l'épaisseur optique de la végétation (Kerr et al., 2010). Cette donnée est requise dans le modèle L-MEB pour inverser l'humidité du sol à partir des mesures aéroportées de température de brillance (chapitre 5).

#### **2.2.4. Données météorologiques de NARR**

Les données météorologiques de North American Regional Reanalysis (NARR, Mesinger et al., 2006) sont disponibles gratuitement via Land Processes Distributed Active Archive Center ([http://lpdaac.usgs.gov/data\\_access/data\\_pool/](http://lpdaac.usgs.gov/data_access/data_pool/)). Les données de cumuls pluviométriques de NARR sont utilisées pour évaluer qualitativement les produits d'humidité du sol de SMOS (chapitres 4 et 6). En revanche, les rayonnements incidents de courtes et grandes longueurs d'onde, l'intensité de précipitation, la vitesse du vent, la pression atmosphérique et l'humidité spécifique de l'air sont utilisés pour simuler l'humidité du sol avec le schéma de surface CLASS (chapitre 6).

Ces données NARR sont réparties sur une grille de résolution spatiale de 35 km et échantillonnées sur un pas de temps de 3 heures. Quant à la cohérence de ces données, plusieurs études ont rapporté qu'elles sont bien représentatives des conditions réelles (Bukovsky et al., 2007; Keshta et al., 2011).

Le tableau 2.1 résume toutes les données présentées dans la section 2.2 et leurs utilisations dans cette thèse.

Tableau 2. 1 : Données utilisées

Données	Type	Utilisation dans la thèse
Mesures in situ	Humidité du sol	Évaluer les données d'humidité du sol de SMOS et les résultats de désagrégation.
	Texture	Estimer l'humidité du sol à partir des mesures aéroportées en utilisant L-MEB et simuler l'humidité du sol avec CLASS.
	Rugosité	Estimer l'humidité du sol à partir des mesures aéroportées en utilisant L-MEB.
Mesures aéroportées	Température de brillance en bande L et en infrarouge thermique	Estimer l'humidité du sol avec L-MEB afin d'évaluer l'humidité du sol dérivée de DISPATCH sur le site de Kenaston.
SMOS	Humidité du sol (produit L2 ; versions : v.309, v.400, v.501 et v.551)	Être validée sur les sites de Kenaston (les quatre versions), BERMS (les quatre versions) et de Winnipeg (v.551). Être désagrégée sur le site de Kenaston (v.501) et sur le site de Winnipeg (v.551).
AMSR-E	Humidité du sol (AMSR-E/NSCIDC et AMSR-E/VUA)	Évaluer les données d'humidité du sol de SMOS sur le site de Kenaston et BERMS.
ASCAT	Degré de saturation du sol (SSM)	Évaluer les données d'humidité du sol de SMOS sur le site de Kenaston et BERMS.
MODIS Terra/Aqua	LST et NDVI	Désagréger l'humidité du sol de SMOS avec DISPATCH.
	LAI	Estimer l'humidité du sol à partir des mesures aéroportées en utilisant L-MEB.
NARR	Cumul pluviométrique	Évaluer les données d'humidité du sol de SMOS sur les sites de Kenaston, Winnipeg et BERMS.
	Rayonnements incidents à courtes et grandes longueurs d'onde, intensité de précipitation, vitesse du vent, pression atmosphérique et humidité spécifique de l'air	Simuler l'humidité du sol avec CLASS.



## 2.3. Méthodologie générale

La démarche scientifique de cette thèse est présentée sommairement dans cette section et les détails et résultats seront expliqués successivement dans les articles.

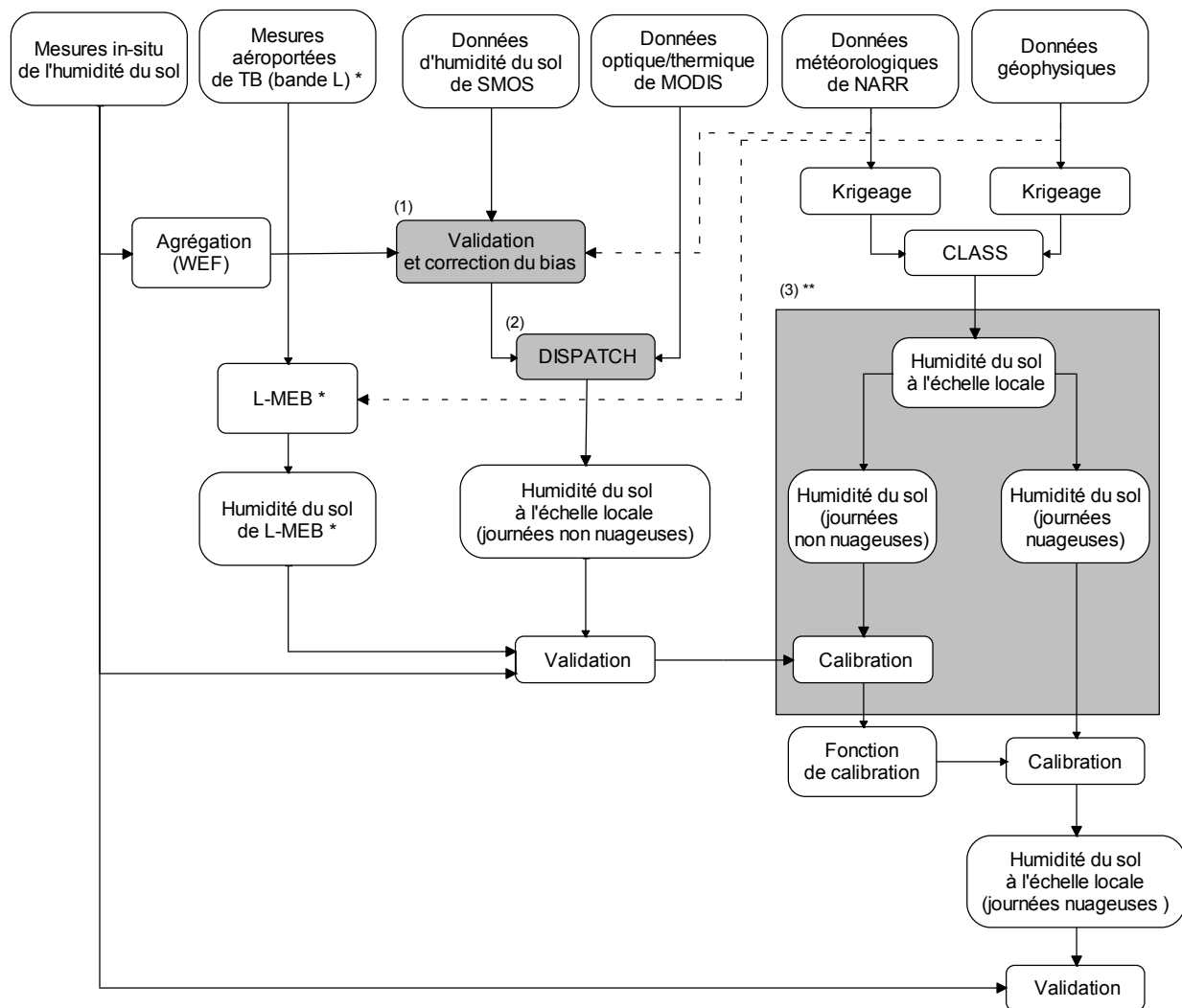
La Figure 2.2 présente l'organigramme méthodologique général de la thèse. Il comporte trois étapes principales : (1) validation des données d'humidité du sol de SMOS, (2) désagrégation de l'humidité du sol de SMOS pour les journées non nuageuses en utilisant DISPATCH, et (3) désagrégation de l'humidité du sol de SMOS pendant les journées nuageuses en combinant DISPATCH avec le schéma de surface CLASS.

La validation des données d'humidité du sol de SMOS est effectuée sur le site agricole de Kenaston (chapitre 4) en utilisant les mesures in situ de l'humidité du sol collectées au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10 et les mesures des réseaux des stations permanentes d'Environnement Canada et de l'University of Guelph; sur le site forestier de BERMS (chapitre 4) en utilisant les mesures des stations temporaires du département d'agriculture des États-Unis (USDA); et sur le site agricole de Winnipeg (chapitre 6) en utilisant les mesures in situ collectées au cours de la campagne de terrain SMAPVEX12. Afin de tenir compte de la différence d'échelle entre les mesures in situ ponctuelles et les données de SMOS à grande échelle (~ 40 km de résolution), les mesures in situ sont agrégées à l'échelle de SMOS en utilisant une fonction de moyenne pondérée (WEF, Kerr et al., 2011).

Dans l'optique de découpler les erreurs liées aux données d'humidité du sol SMOS de celles qui sont liées aux méthodes de désagrégation (étapes 2 et 3), les estimations de SMOS ont d'abord été corrigées des biais obtenus suite au processus de validation avant d'entreprendre la désagrégation.

La deuxième étape consiste à désagréger l'humidité du sol de SMOS (corrigée du biais) à une résolution spatiale de 1 km, sur les sites agricoles de Kenaston (chapitre 5) et de Winnipeg (chapitre 6) pour les journées non nuageuses. L'algorithme de désagrégation DISPATCH est utilisé. La validation des résultats de désagrégation est effectuée avec les mesures in situ collectées sur les deux sites et agrégées à l'échelle des champs ( $\sim 1$  km). Sur le site de Kenaston, l'humidité du sol, estimée à partir des mesures aéroportées de température de brillance en bande L en utilisant le modèle L-MEB, est aussi utilisée pour des fins de comparaison avec les résultats de désagrégation.

Dans la troisième étape (chapitre 6), en raison de la limitation de DISPATCH pour les journées nuageuses, la combinaison de DISPATCH avec le schéma de surface CLASS est proposée. Les résultats de DISPATCH pour les journées non nuageuses sont utilisés pour calibrer les simulations de CLASS à partir d'une fonction de calibration. Cette approche est testée uniquement sur le site de Winnipeg avec des données de la campagne de terrain SMAPVEX12 qui présentent une période plus longue et un nombre plus important de journées non nuageuses. La validation des résultats est effectuée avec les mesures in situ de l'humidité du sol collectées au cours de cette campagne de terrain et agrégées à l'échelle de 1 km.



\* : Sur le site agricole de Kenaston uniquement (CanEX-SM10)

\*\* : Sur le site agricole de Winnipeg uniquement (SMAPVEX12)

Figure 2.3: Organigramme méthodologique général

# Chapitre 3

## Notions théoriques

Dans ce chapitre, nous présentons les principaux modèles utilisés dans le cadre de ce travail de thèse, soit le modèle de transfert radiatif L-MEB, l'algorithme de désagrégation DISPATCH et le schéma de surface canadien CLASS.

### 3.1. Modèle L-MEB

L-MEB est un modèle de transfert radiatif en micro-onde passive en bande L développé par Wigneron et al. (2007) en se basant sur l'émission micro-onde de différents types d'occupation du sol (Wigneron et al., 2003). Il est utilisé par la mission SMOS pour estimer l'humidité du sol (produit L2) à partir des mesures de température de brillance (produit L1). Afin de dériver l'humidité du sol, L-MEB requiert l'information sur la surface du sol et le couvert végétal.

La description complète du modèle est donnée par Wigneron et al. (2007). Ainsi, juste un aperçu des principales composantes du modèle est donné ici. Les effets du sol et de la végétation sur la température de brillance simulée par L-MEB sont représentés par le modèle  $\tau$ - $\omega$  d'ordre zéro (Mo et al., 1982, Eq. 3.1):

$$TB_p = T_s \cdot e_s \cdot \gamma_v \cdot \gamma_a + T_v \cdot (1 - \omega_v) \cdot (1 - \gamma_v) + T_v \cdot (1 - \omega_v) \cdot (1 - \gamma_v) \cdot (1 - e_s) \cdot \gamma_v \quad (3.1)$$

Avec :

- $T_{B_p}$  : la température de brillance [K],
- $p$  : la polarisation (h ou v),
- $T_a$  : l'émission atmosphérique vers le haut [K],
- $\omega_v$  : l'albédo du couvert végétal,
- $\gamma_a$  et  $\gamma_v$  : les transmittivités de l'atmosphère et du couvert végétal, respectivement,
- $T_s$  et  $T_v$  : les températures du sol et du couvert végétal, respectivement [K],
- $e_s$  : l'émissivité de la surface.

La température du sol ( $T_s$ ) est calculée à partir de la température de surface ( $\sim 0 - 5$  cm) et la température des couches profondes ( $\sim 50$  cm). En absence des données de température en profondeur, elle peut être estimée empiriquement à partir de la température et de l'humidité de la couche superficielle (Choudhury et al., 1982).

La réflectivité de la surface ( $1 - e_s$ ) est décrite selon les équations de Fresnel adaptées pour une surface rugueuse. Elle est fonction de l'angle d'incidence et de la constante diélectrique du sol qui dépend de la texture du sol et particulièrement de son humidité. Au départ, le modèle de Dobson et al. (1985) est considéré pour calculer la constante diélectrique du sol. Cependant, à partir de la version v.501 du produit L2 de SMOS, il est remplacé par le modèle de Mironov et al. (2009).

Les paramètres de la végétation considérés dans L-MEB sont la transmittivité ( $\gamma_v$ ), l'albédo ( $\omega_v$ ) et la température ( $T_v$ ). La transmittivité et l'albédo de la végétation sont considérés indépendants de la polarisation. La transmittivité de la végétation ( $\gamma_v$ ) est estimée à partir de l'épaisseur optique de la végétation au nadir ( $\tau$ ). Cette valeur est déterminée à partir du produit LAI de MODIS (Kerr et al., 2012).

L-MEB a été testé avec les mesures des capteurs terrestres et aéroportées sur plusieurs

conditions de surfaces possibles (Wigneron et al., 2001; De Rosnay et al., 2006; Saleh et al., 2006b, 2007; Escorihuela et al., 2007; Della Vecchia et al., 2007; Grant et al., 2007; Talone et al., 2007; Panciera et al., 2009). Dans l'étude actuelle, l'inversion du modèle L-MEB est considérée pour estimer l'humidité du sol à l'échelle locale à partir des mesures aéroportées de température de brillance en bande L sur le site agricole de Kenaston qui présente une couverture végétale peu abondante au cours de la période d'étude.

L'inversion d'un modèle de transfert radiatif pour l'estimation de l'humidité du sol consiste à simuler, dans un processus itératif, les températures de brillance (en double polarisations) à partir d'un ensemble de valeurs d'humidité du sol se trouvant sur la plage des valeurs possibles selon un pas donné ( $\sim 0,01 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). Une fonction coût est considérée afin de déterminer l'humidité du sol  $SM^*$ , celle qui minimise l'erreur entre les températures de brillances mesurées par Twin-Otter ( $TB_{p,M}$ ) et celles simulées par L-MEB ( $TB_{p,E}$ ).

$$RMSE \left( \begin{bmatrix} TB_{v,M}(SM^*) \\ TB_{h,M}(SM^*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} TB_{v,E}(SM^*) \\ TB_{h,E}(SM^*) \end{bmatrix} \right) = \min \left( RMSE \left( \begin{bmatrix} TB_{v,M}(SM) \\ TB_{h,M}(SM) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} TB_{v,E}(SM) \\ TB_{h,E}(SM) \end{bmatrix} \right) \right) \quad (3.2)$$

Avec :

- $SM^*$  : l'humidité du sol estimée,
- $SM$  : une valeur d'humidité du sol dans l'ensemble des valeurs possibles,
- $RMSE$  : l'erreur quadratique moyenne.

### 3.2. Algorithme de désagrégation DISPATCH

DISPATCH est un algorithme de désagrégation développé par Merlin et al. (2012.a) afin d'estimer l'humidité du sol à petite échelle à partir des données d'humidité du sol à grande résolution spatiale dérivées des mesures micro-ondes passives satellitaires, notamment les mesures de SMOS.

DISPATCH considère le développement en séries de Taylor de premier ordre de l'humidité du sol à l'échelle locale qui peut s'écrire sous la forme suivante :

$$SM = \langle SM \rangle + \frac{\partial SM}{\partial SEE} \cdot (SEE - \langle SEE \rangle) \quad (3.3)$$

Avec,

- $SM$  : l'humidité du sol à l'échelle locale (recherchée),
- $\langle SM \rangle$  : l'humidité du sol de SMOS,
- $SEE$  : l'efficacité d'évaporation du sol,
- $\langle SEE \rangle$  : l'efficacité d'évaporation du sol agrégé à l'échelle de SMOS.

$SEE$  est un indice de l'humidité du sol à l'échelle locale utilisé par DISPATCH. Il est choisi à cause de sa haute corrélation à l'humidité du sol (Anderson et al., 2007) et sa stabilité au cours d'une journée non nuageuse (Nishida et al., 2003). Cet indice peut être estimé à partir des données de MODIS (la température de surface LST et l'indice de végétation normalisé NDVI) et le modèle du « Trapèze Universel ».

### 3.2.1. Trapèze Universel

Le « Trapèze Universel » est tracé à partir de l'espace bidimensionnel en nuage de points entre la température de surface (LST) et la fraction de végétation ( $f_v$ ) des pixels MODIS contenus dans le pixel SMOS considéré (Figure 3.1.a). La fraction de végétation est déterminée à partir de l'indice de végétation comme suit.

$$f_v = \frac{NDVI_{MODIS} - NDVI_s}{NDVI_v - NDVI_s} \quad (3.4)$$

Avec,

- $NDVI_{MODIS}$  : l'indice de végétation à un pixel MODIS donné,
- $NDVI_s$  : l'indice de végétation pour un sol nu ( $\approx 0,1$ ),
- $NDVI_v$  : l'indice de végétation pour un sol à couverture végétale dense ( $\approx 0,9$ ).

La limite inférieure du trapèze est appelée arête humide, elle est située au niveau des températures de surface basses. Et, la limite supérieure est appelée arête sèche, elle est située au niveau des températures de surface élevées. Les intersections de ces arêtes avec les axes verticaux ( $f_v = 0$  et  $f_v = 1$ ) déterminent quatre températures importantes, nommées en anglais « temperature end-members »:  $T_{s_{max}}$ ,  $T_{s_{min}}$ ,  $T_{v_{max}}$  et  $T_{v_{min}}$  (Figure 3.1.a).

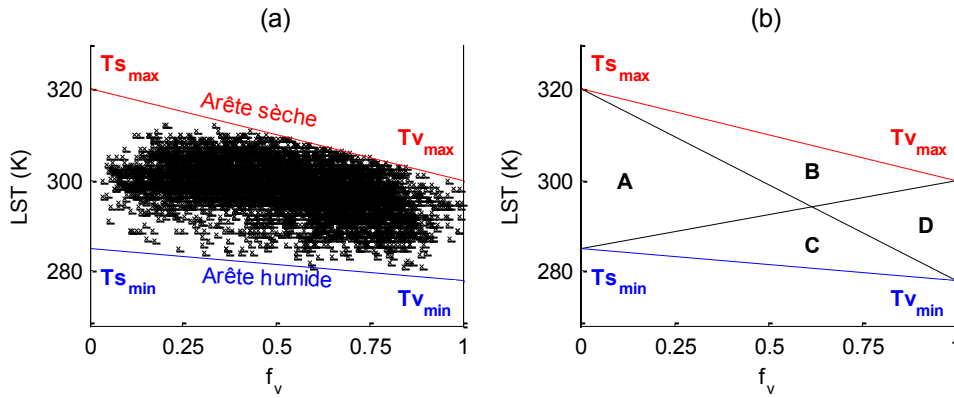


Figure 3. 1: (a) L'espace bidimensionnel LST –  $f_v$  et (b) les quatre zones du Trapèze Universel (figure adaptée de (Merlin et al., 2012.a))

### 3.2.2. Efficacité d'évaporation du sol

L'efficacité d'évaporation du sol (SEE) est le ratio entre l'évaporation actuelle et l'évaporation potentielle (section 1.1.3). Elle est estimée à partir de la température du sol ( $T_s$ ), de  $T_{s_{max}}$  et de  $T_{s_{min}}$ , comme suit :

$$SEE = \frac{T_{s_{max}} - T_s}{T_{s_{max}} - T_{s_{min}}} \quad (3.5)$$

La température du sol est dérivée de la température de surface (LST) de MODIS en considérant l'effet de la végétation.

$$T_s = \frac{LST - f_v \cdot T_v}{1 - f_v} \quad (3.6)$$

Avec  $T_v$  est la température de la végétation qui est calculée selon le modèle de Moran (1994). En traçant les diagonales du trapèze universel, quatre zones apparaissent (Figure



3.1.b).

Pour un pixel situé dans la zone A, la température de la végétation est calculée empiriquement comme suit :

$$T_v = \frac{T_{v_{\min}} + T_{v_{\max}}}{2} \quad (3.7)$$

Dans cette zone, la température de surface est pratiquement contrôlée par l'évaporation du sol. Ainsi, l'humidité du sol présente une forte sensibilité à la température de surface.

Pour un pixel situé dans la zone B ou C, la température de la végétation est calculée selon les équations (3.6) et (3.7) pour les pixels situés dans la zone B et C, respectivement :

$$T_v = \frac{tv_{\min}^* + T_{v_{\max}}}{2} \quad (3.8)$$

$$T_v = \frac{T_{v_{\min}} + tv_{\max}^*}{2} \quad (3.9)$$

Avec  $tv_{\min}^*$  et  $tv_{\max}^*$  deux températures estimées empiriquement en projetant les droites  $(T_{s_{\max}}P_i)$  et  $(T_{s_{\min}}P_i)$  sur l'axe ( $f_v = 1$ ), respectivement (Figure 3.2). Dans ces zones, la température de surface est contrôlée par l'évaporation du sol et la transpiration de la végétation. Ainsi, l'humidité du sol présente une sensibilité moyenne à la température de surface.

Pour un pixel situé dans la zone D, la température de la végétation est calculée comme suit :

$$T_v = \frac{tv_{\min}^* + tv_{\max}^*}{2} \quad (3.10)$$

Dans cette zone, la température de surface est pratiquement contrôlée par la transpiration de la végétation. Ainsi, l'humidité du sol est pratiquement insensible à la température de surface. Par conséquent, cette zone est masquée pour les études effectuées dans cette thèse.

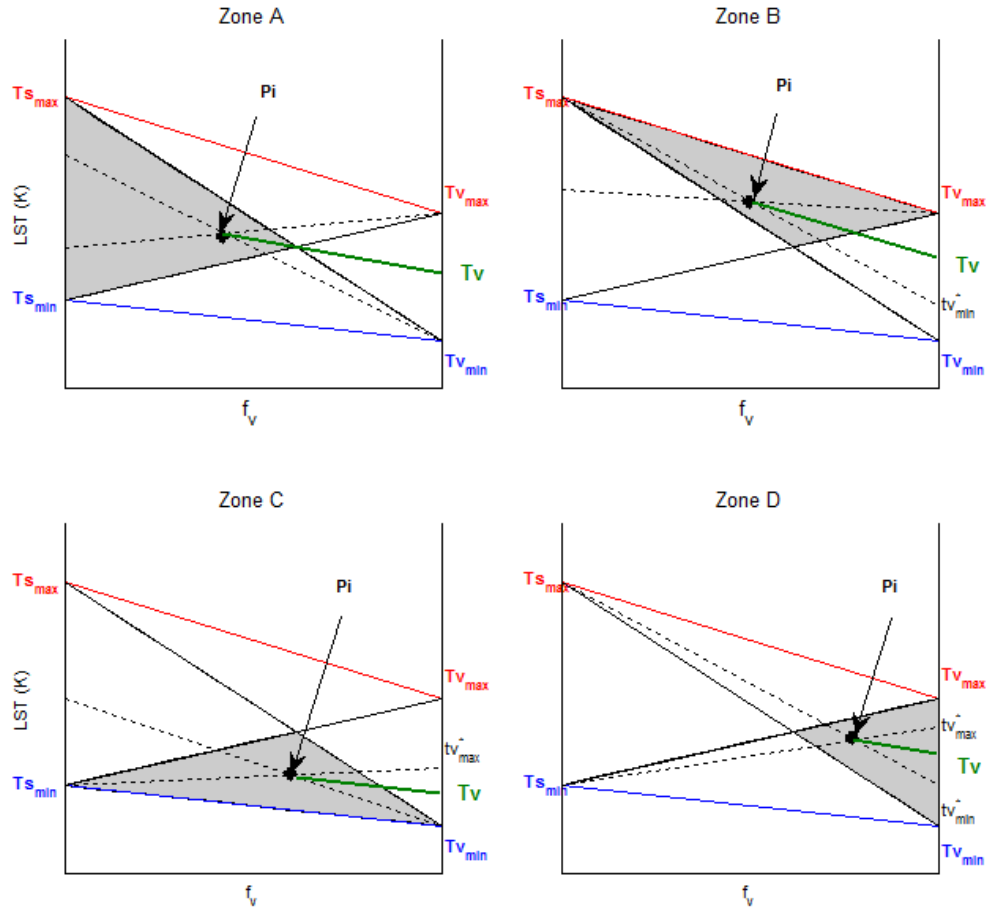


Figure 3. 2 : Estimation de la température de la végétation à partir du Trapèze Universel (la droite en vert est la bissectrice de l'angle formé par les droites en pointillé, figure adaptée de Merlin et al., 2012.b)

Dans l'équation 3.4 et la Figure 3.1.a, une hausse de la température du sol entraîne une baisse de l'indice de l'humidité du sol SEE puisque le sol perd son contenu en eau par évaporation. Ainsi, pour  $T_s = T_{s_{min}}$  l'humidité du sol est maximale ( $SEE = 1$ ), d'où la nomenclature de « arête humide » (Figure 3.1.a). Cependant, pour  $T_s = T_{s_{max}}$ , l'humidité du sol est minimale ( $SEE = 0$ ) d'où l'appellation « arête sèche » (Figure 3.1.a).

La pente de l'arête sèche est plus importante que celle de l'arête humide, qui peut être horizontale (pente nulle) dans certains travaux (c'est à dire  $T_{s_{min}} = T_{v_{min}}$ ). Par conséquent,

le contraste entre  $T_{s_{\min}}$  et  $T_{s_{\max}}$  est plus important que celui entre  $T_{v_{\min}}$  et  $T_{v_{\max}}$ . Cette allure traduit le fait que la sensibilité de la température de surface à l'humidité du sol décroît avec la densité du couvert végétal. Elle est maximale pour un sol nu ( $f_v = 0$ ) et minimale pour un sol couvert de végétation dense ( $f_v = 1$ ).

### **3.2.3. Lien entre l'humidité du sol à l'échelle locale et l'efficacité d'évaporation du sol**

Dans l'algorithme de désagrégation (Eq.3.2) la dérivée partielle de l'humidité du sol par rapport à l'efficacité d'évaporation (SEE) est calculée en considérant un modèle liant ces deux paramètres. Différents modèles peuvent être utilisés. Ils sont regroupés en modèles linéaires (Budyko, 1956; Manabe, 1969) et modèles non-linéaires (Noilhan et Planton, 1989; Lee et Pielke, 1992; Komatsu, 2003; Merlin et al. 2013).

Dans l'étude actuelle, un modèle linéaire (3.10) et un modèle non-linéaire (3.11) sont utilisées au sein de DISPATCH afin d'analyser l'effet de la linéarité/ non-linéarité de la relation entre SEE et l'humidité du sol.

- Le modèle linéaire de Manabe (1969) :

$$SM = SM_p \cdot SEE \quad (3.11)$$

Avec  $SM_p$  un paramètre à estimer en considérant l'échelle d'un pixel SMOS. C'est-à-dire considérer l'humidité du sol de SMOS et la moyenne spatiale de SEE sur un pixel SMOS pour déduire  $SM_p$ .

- Le modèle non-linéaire de Merlin et al. (2013), inspiré du modèle de Komatsu (2003) :

$$SEE = \left( \frac{SM}{SM_{sat}} \right)^p \quad (3.12)$$

Avec  $p$  un paramètre à estimer en considérant l'échelle d'un pixel SMOS, et  $SM_{sat}$  l'humidité du sol à la saturation (Cosby et al., 1984).

### **3.3. Schéma de surface canadien CLASS**

Le schéma de surface Canadian Land Surface Scheme (CLASS) est un modèle physique à une dimension développé à Environnement Canada par Verseghy (1991) et mis à jour par Verseghy et al. (1993), Verseghy (2000) et Verseghy (2009). Il est utilisé opérationnellement dans le Modèle Climatique Global Canadien (MCG, Scinocca et al., 2008) ainsi que dans le Modèle Régional Canadien du Climat (MRCC, Music et Caya, 2007) pour modéliser l'évolution des caractéristiques physiques de la surface terrestre.

Dans cette étude, le schéma de surface CLASS, présenté dans le chapitre 3, est choisi car il est supposé être mieux adapté que les autres schémas de surface disponibles pour fournir les meilleures estimations de l'humidité du sol sur les Prairies canadiennes (Henderson et al., 1993; Comer et al., 2000; Alavi et al., 2010). CLASS intègre les bilans énergétique et hydrique du sol afin de simuler les flux d'énergie sol-végétation-atmosphère, l'épaisseur de la neige, ainsi que la température et l'humidité du sol à plusieurs niveaux de profondeur sur un pas de temps inférieur ou égale à 30 minutes. Il requiert la connaissance de sept variables météorologiques : le rayonnement incident de courtes longueurs d'onde, le rayonnement incident de grandes longueurs d'onde, l'intensité de précipitation, la vitesse du vent, la pression atmosphérique et l'humidité spécifique de l'air, ainsi que des paramètres géophysiques, particulièrement les pourcentages de sable, d'argile et de matières organiques pour les différentes couches du sol et le type du couvert végétal.

Dans CLASS, le sol est représenté par trois couches ayant des profondeurs fixées à 10, 35

et 410 cm. La première couche intervient dans le calcul de l'évaporation du sol, la deuxième intervient dans le calcul de la transpiration de la végétation et la dernière permet de simuler les variations de température à plus long terme. Toutefois, l'utilisateur peut modifier l'épaisseur de ces couches ainsi que subdiviser la troisième en sous-couches dont l'épaisseur est limitée à un minimum de 25 cm afin d'assurer la convergence de la solution.

Dumedah et al. (2011) ont utilisé CLASS pour simuler l'humidité du sol à 5 cm et 20 cm sur les Prairies canadiennes (Saskatchewan). Ils ont montré que, malgré le bon étalonnage du modèle, l'humidité du sol simulée présente des erreurs importantes par rapport aux mesures in situ, et que CLASS surestime en général l'humidité du sol, particulièrement celle à 5 cm de profondeur. Ils ont montré également que l'assimilation de l'humidité du sol dérivée des mesures satellitaires en micro-onde passive (AMSR-E) dans CLASS améliore considérablement l'humidité du sol estimée. Également, Hejazi et al. (2011) ont montré, pour des profondeurs inférieures à 90 cm, de bons coefficients de corrélation entre les simulations d'humidité du sol de CLASS et les mesures in situ dans des sites forestiers situés en Saskatchewan ( $R \approx 0,55$ ). Cependant, CLASS surestime en général l'humidité du sol, particulièrement en été (bias  $\approx 0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ).

## **Chapitre 4**

# **Évaluation de l’humidité du sol de SMOS sur les sites de CanEx-SM10**

**“Evaluation of SMOS soil moisture products over the  
CanEx-SM10 area”**

**Auteurs :** Najib Djamai, Ramata Magagi, Kalifa Goïta, Mehdi Hosseini, Michael H. Cosh, Aaron Berg, Brenda Toth.

Article publié dans la revue “ Journal of Hydrology (2015)”, vol. 520, p. 254-267.

Ce chapitre a fait l’objet d’une publication dont les références sont données ci-dessus. La synthèse du travail effectué est présentée en français. La version finale du manuscrit accepté par la revue est insérée par la suite.

This chapter has been published as a scientific paper in Journal of Hydrology (vol. 520, p. 254-267, 2015). A synthesis is given in French, followed by the final version of the manuscript of the article as accepted by the Journal.

## 4.1. Synthèse de l'article 1

Cet article a pour objectif principal d'évaluer l'humidité du sol de SMOS (produit L2) sur un site agricole (Kenaston) et un site forestier (BERMS), très caractéristiques des prairies et forêts canadiennes, situées en Saskatchewan (Canada). L'évaluation est effectuée du 20 mars au 15 novembre 2010 pour éviter la période d'accumulation et de fonte de neige et en considérant séparément le mode ascendant (AM) et le mode descendant (PM) de SMOS. Afin de couvrir totalement chacun des sites, deux pixels SMOS sont considérés. Dans cette étude, les mesures de l'humidité du sol collectées au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10 sur le site de Kenaston et de BERMS seront utilisées. Elles sont complétées par des mesures de réseaux des stations permanentes d'Environnement Canada et de l'University of Guelph installées sur le site de Kenaston, et des mesures de stations temporaires du Département de l'agriculture des États-Unis (USDA) installées sur le site de BERMS.

Dans un premier temps, quatre versions du produit d'humidité du sol de SMOS (v.309, v.400, v.501, et v.551) sont comparées aux mesures in situ et aux profils temporels des cumuls pluviométriques journaliers. Pour tenir compte de la différence d'échelle entre les mesures in situ ponctuelles et les estimations de SMOS à résolution spatiale grossière, les mesures in situ sont agrégées à l'échelle de SMOS en utilisant une fonction de pondération (WEF, Kerr et al., 2012). Sur le site agricole, toutes les versions présentent une certaine sensibilité à la pluviométrie. La comparaison des produits de SMOS aux mesures in situ indique une amélioration des estimations de la version la plus ancienne (v.309) à la plus récente version utilisée dans cette étude (v.551), notamment en mode descendant. SMOS sous-estime en général l'humidité du sol. Cette sous-estimation est importante en mode ascendant avec toutes les versions ( $|\text{biais}| > 0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et  $\text{RMSE} \geq 0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). En mode descendant, la sous-

estimation est moindre avec la version v.551 (biais  $\approx -0,03 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et RMSE  $\approx 0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). Ainsi, l'erreur de l'estimation de l'humidité du sol de SMOS augmente en fonction de l'humidité du sol avec la version v.309. Cette augmentation est moins prononcée avec les plus récentes versions (v.400, v.501 et v.551). Les données de SMOS issues de la version v.551 ont montré aussi de meilleurs coefficients de corrélation avec les mesures in situ ( $R \approx 0,60$ , en modes ascendant et descendant) comparées aux données issues des versions précédentes (par exemple  $R < 0,25$ , avec v.309 en modes ascendant et descendant). Sur le site forestier, à cause de la densité du couvert végétal, les algorithmes d'estimation de l'humidité du sol SMOS n'étaient pas efficaces malgré les améliorations apportées de la version v.309 à la version v.551. Les meilleurs résultats, en forêt, sont obtenus avec les versions 501 et 551, pour lesquelles SMOS surestime l'humidité du sol en général ; les estimations en mode ascendant sont plus proches des mesures in situ (biais  $\approx 0,01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et  $R > 0,44$ , avec la version 551) que les estimations en mode descendant (biais  $\approx 0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et  $R > 0,38$ , avec la version 551).

Dans un deuxième temps, en raison de sa meilleure performance sur les deux sites d'étude, la version v.551 de l'humidité du sol de SMOS est comparée aux autres produits satellitaires de l'humidité du sol déjà existants, soit AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA et ASCAT/SSM. Pour ces capteurs, pour chaque site, les données des pixels les plus proches des centres des deux pixels SMOS sont considérées, ainsi que les mesures d'humidité du sol correspondant à ces pixels et à l'heure de passage de chaque capteur. Pour des fins de comparaison, le degré de saturation ASCAT/SSM a été converti en humidité du sol volumique en le multipliant par la porosité du sol (Wagner et al., 2013). Sur le site agricole de Kenaston, le produit d'humidité du sol de SMOS (v.551) montre une certaine sensibilité à la pluviométrie et il se



compare mieux aux mesures in situ que les autres produits satellitaires de l'humidité du sol. Ainsi, en mode ascendant, ASCAT ( $R$  entre 0,55 et 0,74; biais entre 0 et 0,09  $\text{m}^3/\text{m}^3$  et RMSE entre 0,06 et 0,11  $\text{m}^3/\text{m}^3$ , par rapport aux mesures au sol) présente des résultats légèrement meilleurs que SMOS ( $R \approx 0,58$ ; biais  $\approx -0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et RMSE  $\approx 0,11 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) et AMSR-E/NSIDC ( $R$  entre 0,54 et 0,61; biais  $\approx -0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et RMSE  $\approx 0,12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). En mode descendant, les estimations de SMOS (biais  $\approx -0,03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) présentent les plus faibles écarts par rapport aux mesures in situ comparées à AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA et ASCAT ( $|\text{biais}| > 0,09 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). Les estimations de AMSR-E/NSIDC présentent le coefficient de corrélation le plus élevé par rapport aux mesures in situ ( $R > 0,80$ ), comparé à ( $R \approx 0,60$ ) pour SMOS et ASCAT, et ( $R < 0,27$ ) pour AMSR-E/VUA. Toutefois, le profil temporel des estimations de AMSR-E/NSIDC a montré une certaine stabilité et une faible sensibilité à la pluviométrie, particulièrement avec la croissance de la végétation, à cause de la fréquence utilisée (bande X). Aussi, sur le site forestier de BERMS, les estimations de SMOS montrent de meilleurs résultats, par rapport aux mesures au sol, que les estimations d'AMSR-E/NSIDC ( $R \leq 0,54$  ; biais  $\geq 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ), AMSR-E/VUA ( $R \leq 0,11$  ; biais  $> 0,50 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) et ASCAT ( $R \leq 0,58$  ; biais  $> 0,30 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ).

Cette étude est l'une des premières études de validation des données SMOS en conditions de sol très humides. Elle a contribué aux travaux de Calibration / Validation des produits d'humidité du sol en évaluant plusieurs algorithmes utilisés par SMOS pour l'inversion de l'humidité du sol. La validation des estimations de SMOS est, également, importante pour permettre à la communauté scientifique de pouvoir utiliser les produits dans des applications diverses, comme les études hydrologiques et climatologiques. Dans le contexte de cette thèse, l'intérêt de cette étude de validation est qu'elle aidera à découpler les erreurs associées aux

estimations de SMOS des erreurs liées aux méthodes de désagrégation utilisées dans les chapitres suivants.

## **4.2. Article 1**

# Evaluation of SMOS soil moisture products over the CanEx-SM10 area

Najib Djamai<sup>1</sup>, Ramata Magagi<sup>1</sup>, Kalifa Goïta<sup>1</sup>, Mehdi Hosseini<sup>1</sup>, Michael H. Cosh<sup>2</sup>, Aaron Berg<sup>3</sup>, Brenda Toth<sup>4</sup>

**Abstract-** The Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) Earth observation satellite was launched in November 2009 to provide global soil moisture and ocean salinity measurements based on L-Band passive microwave measurements. Since its launch, different versions of SMOS soil moisture products processors have been developed. The purpose of this study is to evaluate the processor versions 309, 400, 501 and 551 by comparing them to a) soil moisture measurements from the Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010 (CanEx-SM10) and from networks of permanent and temporary stations, and b) other existing satellite-based soil moisture products (AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA, and ASCAT). Rainfall data were used during the analysis in order to understand the episodic variability of soil moisture. The analysis included both agricultural site (Canadian Prairies) and forested site (Boreal Ecosystem Research and Monitoring Sites; BERMS), and considered separately the SMOS ascending and descending modes. An improvement in SMOS soil moisture estimation was observed from the processor versions 309 to 551. We observed a little difference between the processor versions 400, 501, and particularly between the processor versions 501 and 551. These later versions were more correlated to ground measurements than the previous

---

<sup>1</sup> CARTEL, Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (QC), Canada

<sup>2</sup> USDA-ARS-Hydrology and Remote Sensing Lab, USA

<sup>3</sup> University of Guelph, Department of Geography, Guelph (ON), Canada

<sup>4</sup> Environment Canada, MSC Hydrometeorology and Arctic Lab, Canada

processor versions. For the agricultural site, all the four SMOS processor versions underestimated the soil moisture, but to varying degrees depending on the overpasses mode. For the ascending overpass, the four processor versions have a high bias with respect to the measured ground data (from  $-0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  to  $-0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). For the descending overpass, however, a good improvement in the algorithms was observed. Thus the maximum bias for the measured ground data went from  $-0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$  for processor version 309 to  $-0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$  for processor version 551, and the soil moisture error seems to be less dependent on the absolute soil moisture for the two last versions. Highest correlation coefficients with ground measurements were obtained with SMOS processor version 551 ( $R \geq 0.58$ ), ASCAT ( $R \geq 0.55$ ), and AMSR-E/NSIDC ( $R \geq 0.54$ ) products for ascending overpasses. For descending overpasses AMSR-E/NSIDC ( $R \geq 0.82$ ) is better correlated to ground measurements followed by SMOS ( $R \geq 0.58$ ) and ASCAT ( $R \geq 0.32$ ). However, AMSR-E/VUA appears weakly correlated with ground truth for both overpasses. Despite the good correlation found with ground data, the temporal evolution of AMSR-E/NSIDC data became stable with the vegetation growth and presented a weak sensitivity to rainfall. Over the forested site, SMOS soil moisture estimates were generally overestimated, especially before the active vegetation period where the bias obtained with prototype 551 was greater than  $0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ . Moreover, due to the denser and more complex vegetation cover, SMOS data were less correlated with the in situ data than for the Kenaston agricultural site. Soil moisture values from the ascending overpass were closer to the ground measurements (bias  $\sim 0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) than the estimates from the descending overpasses ( $0.09 \leq \text{bias} \leq 0.11 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). ASCAT presented correlation coefficients to ground data comparable to those obtained by SMOS (version 551), whereas lower correlation coefficients were obtained with AMSR-E-NSIDC and mainly with AMSR-E/VUA data.

**Keywords:** SMOS, AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA, ASCAT, soil moisture, CanEx-SM10 field campaign.

## **1. Introduction**

Knowledge of the soil water status and its spatiotemporal evolution is key information for various domains, such as hydrology (Anctila et al., 2004), meteorology (Seneviratne et al., 2010; Koster et al., 2011), or agriculture (Crow et al., 2010). However, the spatial and temporal variability of soil moisture is very complex (Famiglietti et al., 2008), because it depends on several factors. In addition to precipitation and evapotranspiration, it is related to surface characteristics such as land use, topography, and soil type (Goward et al., 2002). To analyze soil moisture variability, dense networks of observing stations were installed for short-term field experiments, such as the Cold Land Processes Field Experiment (CLPX) in northern Colorado (Elder et al., 2004), the Soil Moisture Experiment 2004 (SMEX04) in Arizona (Cosh et al., 2006), and the Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010 (CanEx-SM10) in the Canadian Prairies (Magagi et al., 2013). Dense measurement networks, providing continuous time series of soil moisture data are ideal, but costly to operate. Thus, through an international cooperation, the International Soil Moisture Network was developed in order to archive and make available to researchers a global in-situ soil moisture database (Dorigo et al., 2011). At the watershed or regional scale, hydrological models are an alternative for estimating soil moisture (Brocca et al., 2009; Mesinger et al., 2006).

At the global scale, information on soil moisture can be derived by using satellite-based passive microwave measurements (Gruhier et al., 2010). Both the Advanced Microwave Scanning Radiometer - EOS (AMSR-E) aboard Aqua (Njoku, 2004) and the Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis (MIRAS) aboard Soil Moisture and Ocean

Salinity (SMOS; Kerr et al., 2010b) have been used by several researchers to develop soil moisture products. Active microwave sensors are also considered to derive soil moisture. The Advanced Scatterometer (ASCAT) onboard the Meteorological Operational (MetOp) satellite provides degree of saturation (relative soil moisture) information, between 0 (very dry) and 100% (very humid), for the top soil layer (up to 5 cm deep). The ASCAT algorithm is a change detection algorithm, which uses multi-angular observations of the surface to correct for vegetation effects and provide relative soil moisture (Wagner et al., 1999a; Naeimi et al., 2009). Before ASCAT, regional-scale soil moisture algorithms were developed using data from scatterometers aboard the European Remote Sensing satellites ERS-1 and ERS-2 operating in C-band (5.3 GHz). Several studies using these data have focused on regions such as the Sahel, the Canadian Prairies, and Europe (Magagi and Kerr, 1997; Wagner et al., 1999a, b). In order to help climate research community, a global soil moisture database from passive and active satellites is developed in the framework of the Climate Change Initiative (CCI) program initiated in 2010, and soil moisture products is available from 1979 via the ESA-CCI and WACMOS project (Hollmann et al., 2013; <http://www.esa-soilmoisture-cci.org/>).

The potential for space-based measurements of soil moisture at a near global scale began with the launch of SSMR in 1978 (e.g. Owe et al., 2001) and numerous algorithms based on the inversion of a radiative transfer models have been developed for soil moisture retrievals (Njoku et al., 2003; Draper et al., 2009). For sensors such as the AMSR-E, these algorithms use the X-band brightness temperatures (i.e., at 10.65 GHz; Njoku, 2004) or a combination of brightness temperatures in C-band (6.91 GHz) and X-band (Owe et al., 2001, 2008). However, due to interactions with vegetation and radio frequency interference (RFI) that disrupts the C-band, these frequencies are not optimal for obtaining soil moisture (Calvet et al., 2011).

With the launch, in 2009, of the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite operating in L-band (1.41 GHz), new global soil moisture products are available up to 5 cm depth from the soil surface (Kerr et al., 2010b). Due to its lower sensitivity to surface roughness and vegetation cover, the L-band is more appropriate for assessing soil moisture conditions (Calvet et al., 2011; Jackson et al., 1999; Beltran et al., 2010). The SMOS soil moisture algorithm consists of the inversion of a microwave radiative transfer model that uses brightness temperatures (product L1) acquired in L-band, in the H and V polarizations, and at various angles of incidence. The SMOS algorithm is in constant development and has been used to produce different processor versions of soil moisture products since the launch of the satellite (Kerr et al., 2011) with a mission target accuracy for soil moisture of  $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  or better (Kerr et al., 2001). These versions are the result of the evolution of the radiative transfer inversion algorithm applied to estimate soil moisture from SMOS brightness temperature. At least four processor versions of SMOS soil moisture data (L2 product) have been made available. However, few investigations have focused on a comparison among these products to assess the progress in the soil moisture retrieval algorithms. For a broad use of SMOS data, this assessment is required over various landscapes and soil moisture conditions in different parts of the world. It is also important to analyze how much the versions of SMOS soil moisture are different from each other over a given study area, and how well they can be correlated to each other or to ground soil moisture measurements. Such analyses informed in the possibility of merging soil moisture products to fill the spatial or temporal gaps.

The objective of this work was to evaluate the SMOS soil moisture processor versions 309, 400, 501 and 551 over the Canadian Prairies and boreal forests and quantify the correlation and the differences between the processor versions. This was done through a comparison with ground-based measurements obtained during the Canadian Experiment for Soil Moisture in

2010 (CanEx-SM10) and measurements from networks of permanent and temporary stations. We also compared SMOS soil moisture estimates to those from other satellite sensors, namely AMSR-E and ASCAT. Finally, we analyzed the sensitivity of the different space borne soil moisture data to rainfall.

## 2. Study area

The study area (Figure 4.1), located in Saskatchewan (Canada), is the site of CanEx-SM10. It includes an agricultural site [51.14 N – 51.70 N; 105.67 W – 106.79 W] in the Prairies of Kenaston and a boreal forest site [53.59 N – 54.27 N; 104.32 W – 104.99 W] that is part of the Boreal Ecosystem Research and Monitoring Sites (BERMS). Both sites have an area of 33 km x 71 km (approximately the size of two SMOS pixels) and are very characteristic of the Canadian Prairies and the boreal forest. They are monitored by research programs conducted by Environment Canada and Agriculture and Agri-Food Canada, which has resulted in long series of environmental data, including soil moisture profiles from networks of permanent stations (Magagi et al., 2013).

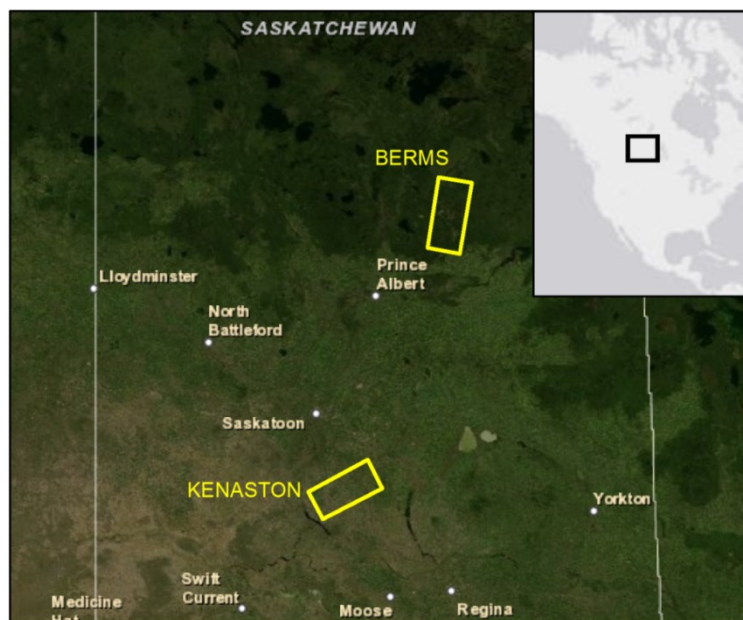




Figure 4. 1 : Overview of Kenaston and BERMS study sites (Google Map)

### **3. Data**

To avoid heavy periods of snow and frost on the ground in the study area, the AMSR-E, ASCAT and SMOS data cover the period from 20 March to 15 November 2010. These data were inter-compared and compared to ground measurements of soil moisture and rainfall.

#### **3.1. Ground measurements**

Detailed information on field measurement protocols is available in Magagi et al. (2013) and in the dedicated Website of CanEx-SM10 (<http://pages.usherbrooke.ca/canexsm10/>). The ground measurements consisted of field measurements collected during CanEx-SM10 (Magagi et al., 2013). In addition, measurements of soil moisture are provided by networks of permanent stations managed by Environment Canada and the University of Guelph. Additional temporary stations managed by the United States Department of Agriculture (USDA) provided soil moisture measurements over the forested site. Field measurements of soil moisture and those from the networks were collected at 0-5 cm depth using Steven's Water Hydra Probe sensors.

For the Kenaston agricultural site (Figure 4.2a), field measurements were available for 60 fields and at a depth of 0-5 cm for the 2, 5, 6, 9, 13, and 14 June 2010. In each field, the measurements were taken using handheld Steven's Water Hydra Probe at 14 points every 100 m along two transects separated by 400 m. To ensure the representativeness of the field data, three measurements were performed for each point. Of these 60 fields, 40 are equipped with permanent stations of which 24 are managed by Environment Canada and 16 by the University of Guelph (Champagne et al. 2010). For this study, the stations provided soil moisture data from 26 April to 30 June 2010.

For the BERMS forested site (Figure 4.2b), field measurements of soil moisture for the mineral layer 0-5 cm were available for 35 sites for 16 June 2010 only. At each site, the

measurements were taken at three points; with three measurements at each point. Of these 35 sites, 20 were equipped with temporary stations installed by the United States Department of Agriculture (USDA) as part of CanEx-SM10 (Cosh et al. 2013). They provided calibrated hourly soil moisture data from 26 May to 26 August 2010.

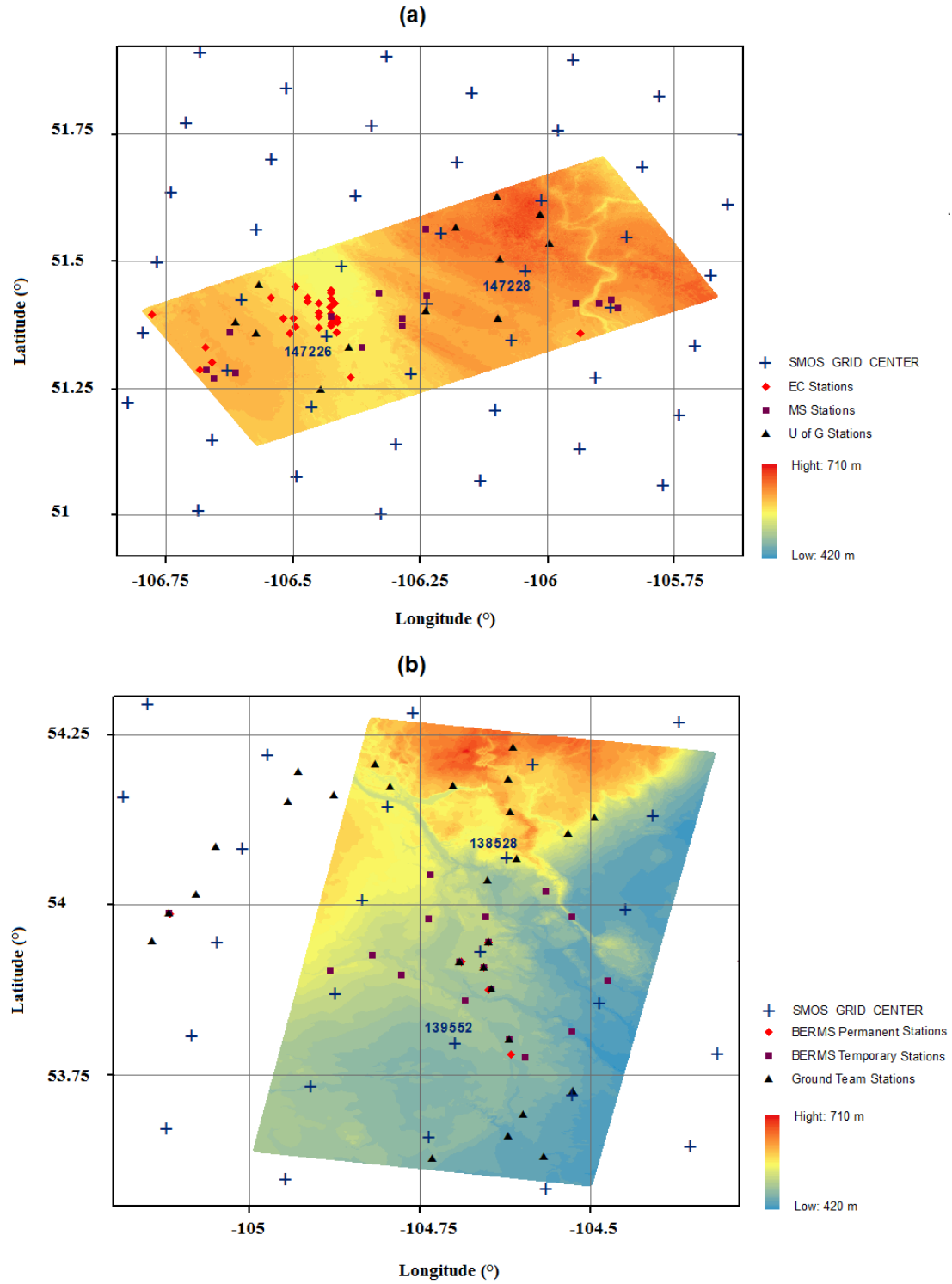


Figure 4. 2 : Digital terrain model and networks of soil moisture measurement stations for the  
(a) Kenaston site and (b) BERMS site

## **3.2 Space-based soil moisture**

### **3.2.1 SMOS soil moisture**

The objective of the SMOS mission is to provide global surface soil moisture at a depth of about 0-5 cm, with a spatial resolution of about 40 km, a revisit time less than 3 days, and a mission target accuracy of  $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  or better (Kerr et al., 2010b). For the study area, four processor versions of the SMOS soil moisture retrieval are available at 6 a.m. (ascending overpass) and/or at 6 p.m. (descending overpass) local time. The first product available is version 309, followed by versions 400, 501 and finally 551. These versions are the result of the evolution of the radiative transfer inversion algorithms (Kerr et al., 2011) applied to the multi-angular SMOS brightness temperatures, acquired in H and V polarizations. The main difference between versions 309 and 400 is a better representation of the forest's contribution for improving soil moisture estimates. The SMOS cross polarization measurements are no longer used in the retrieval algorithm of version 400, leading to lower numbers of retrievals but with a better quality over the forested site (Kerr et al., 2010a). From the version 400 to 501, the RFI detection algorithm was improved. It now considers a temperature threshold related to the surface emissivity rather than a fixed 340 K threshold. This change leads to more RFI detection (Kerr et al., 2011) which is important for SMOS data quality control. The main difference between versions 501 and 551 is the replacement of the Dobson dielectric constant model (Dobson et al., 1985) by the Mironov model (Mironov et al., 2009).

A study conducted with version 309 for the same study area as the actual work showed an underestimation of the SMOS soil moisture with a bias ranging between  $-0.13 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $-0.17 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , as well as an increase in the SMOS soil moisture error as the soil moisture increases (Gherboudj et al., 2012). A validation study of SMOS soil moisture conducted in

Denmark showed that version 400 underestimates the measured soil moisture with a bias of -0.09 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup> (Bircher et al., 2012). In the present work, we analyzed three processor versions (400, 501 and 551) compared to the oldest one (309) in order to understand the evolution of the algorithm.

### **3.2.2 AMSR-E soil moisture**

Launched on 2002 the AMSR-E, aboard the AQUA satellite platform, provided global passive microwave observations at a single 55° incidence angle, and at 6 different frequencies, including 6.9 GHz (C-band), 10.7 GHz (X-band). These longer wavelength bands were used to retrieve soil moisture at 2 p.m. and/or 2 a.m. local time during both ascending and descending passes, respectively. Two different AMSR-E soil moisture products are used in this study; the original AMSR-E product from the National Snow and Ice Data Center (NSIDC) and a more recent product developed by the Vrije Universiteit Amsterdam and NASA (VUA–NASA). These AMSR-E soil moisture products (AMSR-E/NSIDC and AMSR-E/VUA) were derived from two different retrieval algorithms (Njoku 2004; Owe et al. 2008). Some authors have shown that they are very different (Gruhler et al., 2010; Rüdiger et al., 2009; Champagne et al. 2010), and they may present a strong bias depending on the surface type (Njoku and Chan, 2011).

The AMSR-E/NSIDC data used for this study were obtained from the operational Level 3 B03 AMSR-E dataset (Njoku, 2004). Due to the contamination of the C-band by RFIs, over some areas, only the X-band is used to retrieve AMSR-E/NSIDC soil moisture (Njoku, 2004). In addition to X-band brightness temperature data, acquired at H and V polarizations, the radiative transfer inversion algorithm uses the polarization index to reduce the influence of the surface temperature variation (Njoku, 2004).

The AMSR-E/VUA retrieval products are derived from the Land Parameter Retrieval Model (LPRM; Owe et al. 2008). The LPRM uses brightness temperature measured by one dual-polarized channel (either 6.9 or 10.7 GHz) to retrieve both surface soil moisture and vegetation optical depth. The 10.7 GHz acquisitions are used in the areas where 6.9 GHz channel is corrupted by RFIs. Based on X and/or C bands, these soil moisture products are representative of surface soil moisture, about 0 - 2 cm depth at C-band (Schmugge, 1983).

### **3.2.3 ASCAT soil moisture**

ASCAT soil moisture product provided by Vienna University of Technology retrieval algorithm (WARP 5.5) at a spatial resolution of  $\sim 25$  km and resampled on a 12.5 km grid was used (Wagner et al., 2013). Daily data of the degree of saturation are available at 9 a.m. (ascending overpass) and/or at 9 p.m. (descending overpass) local time. They are obtained from a change detection algorithm based on the behavior of the backscattering coefficient as a function of the moisture and the vegetation (Wagner et al., 2013). The algorithm uses a constant soil surface roughness and time series of the backscattering coefficients acquired in C-band (5.3 GHz) at several angles of incidence in VV polarization, to derive the degree of saturation (SSM) of the topmost soil layer ( $\sim 0 - 5$  cm), reported in percentage unit. Validation studies have shown that the ASCAT degree of saturation products can represent the large-scale soil moisture climatic anomaly (Bartalis et al., 2007), and they are very well correlated with ground measurements in Europe (Brocca et al., 2011), and the outputs of some models such as TOPKAPI (Sinclair and Pegram, 2010) and SAFRAN-ISBA-MODCOU (Rüdiger et al., 2009). The SSM can be converted to volumetric soil moisture (Wagner et al., 2013).

### **3.5. Rainfall data**

The North American Regional Reanalysis (NARR) simulated rainfall series were available

throughout the year, at a spatial resolution of 35 km and a time step of 3 hours. Regarding the consistency of these data, several studies have reported that on long time scales (seasonal to annual) they are well representative of the precipitation of the study area (Bukovsky et al., 2007; Keshta et al., 2011). Rainfall data are used in this study to analyze the episodic variations in the estimated soil moisture. Therefore, we choose to use the gridded NARR data instead of the local rainfall measurements from some of the networks stations.

#### **4. Methods**

Firstly, the agricultural and forested sites (Figure 4.1) were defined in order to reduce as much as possible the number of lakes, which can affect soil moisture estimates at the coarse spatial resolution of ASCAT, AMSR-E, and SMOS. Thereafter, for each site, two SMOS pixels were selected for the evaluation of the SMOS soil moisture processor versions 309, 400, 501 and 551; these were SMOS pixels identified by Discrete Global Grid (DGG) 147226 and 147228 for the Kenaston agricultural site and DGG 139552 and 138528 for the BERMS forested site. The considered pixels cover the entire area of the CanEx-SM10 Experiment. For the AMSR-E, ASCAT, and NARR data, pixels closest to the centers of the SMOS pixels mentioned above were selected. Considering the distribution of these pixels over the agricultural and the forested sites, SMOS GRID centers are located within the distances of 4-13 km, 0.6-9 km, and 7-15 km from AMSR-E, ASCAT, and NARR, respectively.

As ASCAT product is provided in terms of degree of saturation (SSM), its conversion in volumetric units (Wagner et al., 2013) is necessary in order to conduct the analysis with the other soil moisture products. Assuming that SSM values of 0 and 1 represent a completely dry soil and a completely wet soil, respectively, ASCAT product is converted in volumetric

units ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) by multiplying with soil porosity ( $\phi$ ). The latter is estimated for both sites using in situ data as follow:

$$\phi = 1 - \frac{\rho_{\text{bulk}}}{\rho_{\text{particle}}} \quad (1)$$

$\rho_{\text{bulk}}$  and  $\rho_{\text{particle}}$  are respectively in situ soil bulk density and particle density.

To compare the data acquired at different spatial and temporal scales, the following processing was applied to the ground measurements and NARR precipitation data.

- Calculation of daily cumulative rainfall for each sensor and for each overpass as the sum of the 8 three-hourly NARR data preceding the sensor overpass time.
- Calculation of the ground-based weighted average soil moisture value corresponding to each SMOS pixel (40 km spatial resolution) was performed as follows. For each station at the Kenaston site, a temporal average was first calculated from the in situ soil moisture measurements acquired during CanEx-SM10 and data provided by the permanent stations between 5-7 a.m. (local time) for the ascending mode and 5-7 p.m. (local time) for the descending mode of the SMOS satellite. Similarly for the BERMS site, the temporal average was calculated only with observations from stations that were acquired within one hour surrounding the overpasses of the SMOS satellite. These temporal averages represent point measurements of soil moisture in a time interval very close to the SMOS acquisitions. Then, to associate to each SMOS pixel an in situ soil moisture measurement, these temporal averages previously calculated for each station were aggregated. The method used is a weighting average function (Kerr et al., 2011) applied to point measurements (i.e., temporal averages) of stations located at a distance of 20 km or less from the centers of SMOS pixels. In this work, the weights ( $\pi_i$ ) are computed according to Kerr et al. (2011); they depend on the distances



of point measurements ( $sm_i$ ) to the considered SMOS grid center. The aggregated soil moisture (SM) was calculated as (Kerr et al., 2011):

$$SM = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \cdot sm_i}{\sum_{i=1}^n p_i} \quad (2)$$

With  $\sum_{i=1}^n p_i = 1$ , when the weights are normalized.

n is the number of point measurements located at a distance of 20 km or less from the centers of SMOS pixels.

- Calculation of the ground-based average soil moisture value corresponding to each AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT pixels (50 km, 50 km and 25 km spatial resolution respectively) was performed in a similar manner to that described above. For each station in Kenaston and BERMS sites, the temporal average was calculated within more or less one hour of the satellite overpass; i-e between 1-3 p.m. (ascending overpass) and 1-3 a.m. (descending overpass) for AMSR-E and between 8-10 a.m. (ascending overpass) and 8-10 p.m. (descending overpass) for ASCAT. Then, for AMSR-E (NSIDC and VUA) and ASCAT products, the corresponding coarse resolution ground soil moisture was estimated by a spatial average within areas of 50 km and 25 km diameters centered on AMSR-E and ASCAT grid centers, respectively.

A comparison was then made between the different satellite soil moisture products (SMOS, AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA, and ASCAT) and the corresponding aggregated soil moisture values and the rainfall, through an analysis of the temporal profiles and regressions, while considering separately the ascending and the descending modes. This separation ascending/descending mode is based on the results of previous studies reporting that SMOS have different behavior on these two modes (Gherboudj et al., 2012; Al Bitar et al., 2012).

## 5. Results

### 5.1. Evaluation of SMOS soil moisture processor versions using ground measurements

The evaluation was carried out, for the agricultural and forested sites, through an inter-comparison of SMOS soil moisture processor versions 309, 400, 501 and 551 followed by a quantitative evaluation of each version using ground data.

#### 5.1.1. Kenaston agricultural site

Figure 4.3 shows the temporal profiles of SMOS soil moisture in the four considered processor versions and the Kenaston ground measurements for the ascending and descending overpasses as well as the daily cumulative rainfall for both of the selected SMOS DGG points (147226 and 147228). All SMOS soil moisture versions have some sensitivity to the precipitation events resulting in a corresponding increase to soil moisture values following rainy events (DOY: 115, 140, 160, 170, 150...). The differences between the four versions appear especially before DOY 170: the oldest version (309) is very noisy and very different from the more recent processor versions (400, 501 and 551). This difference is more pronounced for the ascending overpass compared to the descending. In addition, the peaks observed before DOY 110, in the version 309 data, are not necessarily correlated with soil moisture but possibly reflect episodes of snow melt and thawing. Versions 400 and 501 are almost superimposed (bias  $\sim 0$ ), with a correlation coefficient ( $R$  from 0.80 to 0.94) lower than what is observed between versions 501 and 551 ( $R$  almost equal to 1). However a bias of about  $0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$  is observed between the versions 551 and 501.

Compared to ground measurements, Figure 4.3 shows that the four SMOS soil moisture processor versions are generally underestimated. This underestimation is much larger for version 309 than for processor versions 400, 501 and 551. The soil moisture estimates from

the later version are closer to the ground measurements, especially in the descending mode, where the temporal profiles closely follow the ground measurements.

To quantitatively evaluate the four SMOS soil moisture processor versions, Figure 4.4 compares SMOS soil moisture with the average values of soil moisture measurements as computed from Eq.2. This comparison is presented for the ascending and descending overpasses and for both DGG points (147226 and 147228). The descriptive statistics correlation coefficient, bias and RMSE are used to assess the accuracy of the SMOS products (Figure 4.4). In terms of correlation, there is a clear improvement from version 309 to version 501. However, versions 501 and 551 are quite similar in our study area and present the same level of correlation with soil moisture. Indeed, these two last versions present the highest and more stable correlation ( $R \sim 0.60$ ) compared to versions 309 and 400 ( $R < 0.24$  and  $R < 0.57$ , respectively) for both overpasses. The underestimations observed in Figure 4.3 translate into negative biases that are almost similar, about  $-0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , for the four versions in the ascending overpasses (Figure 4.4a and 4.4b). However, for the descending overpasses (Figure 4.4c and 4.4d), there is a decrease in the bias between version 309 ( $-0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) and version 400 ( $-0.07$  and  $-0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  for DGG points 147226 and 147228, respectively); it remains a similar value for version 501, and then it decreases again between version 501 and version 551 (around  $-0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). In terms of RMSE, the same patterns are observed. For the ascending overpass, the RMSE values are quite similar for the first three processor versions ( $\sim 0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ); they are relatively lower ( $\sim 0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) for version 551. For the descending overpass, they decrease between version 309 ( $0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) and version 400 ( $0.10$  and  $0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  for DGG points 147226 and 147228, respectively). Version 501 displays almost similar RMSE values than version 400. A slight improvement is observed with version 551 ( $< 0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). These results for the descriptive statistics demonstrate an improvement in the soil moisture

algorithm during the transition from processor versions 309 to 551, particularly for the descending overpass.

Figure 4.4 reveals roughly two clusters of data points. The main cluster regroups the measurements with soil moisture greater than  $0.25 \text{ m}^3/\text{m}^3$ . In the second cluster, soil moisture is generally less than  $0.25 \text{ m}^3/\text{m}^3$ . This cluster corresponds to measurements taken before DOY 135 (15 May). Partial snow and freeze/thaw events may create some instability in SMOS and some permanent ground station measurements during that period.

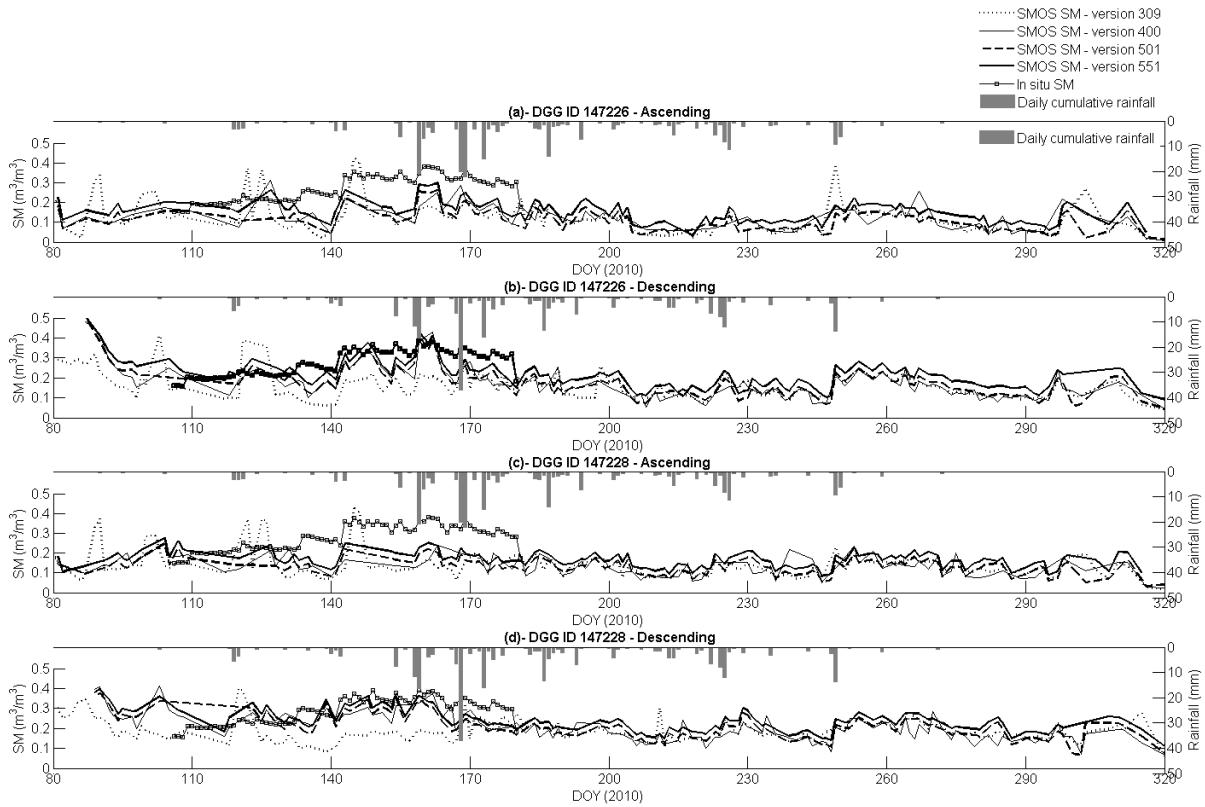


Figure 4. 3: Temporal variation of SMOS soil moisture estimates (processor versions 309, 400, 501 and 551), rainfall and ground measurements for SMOS DGG ID 147226 and 147228 for Kenaston in the ascending and the descending overpasses.

Gherboudj et al. (2012) analyzed the relationship between the measured soil moisture and the SMOS soil moisture estimation errors (i-e the differences between the measured and SMOS soil moisture estimates) from the processor version 309. Higher errors were observed under

wet soil conditions due to the high sensitivity of the brightness temperature to vegetation and roughness (Ulaby et al. 1986). Here, we focused on changes to this relationship as observed with the processor versions 309, 400, 501 and 551. Figure 4.5 illustrates that the increasing trend between the SMOS soil moisture errors and the measured soil moisture as observed by (Gherboudj et al., 2012) is less pronounced with the more recent products (prototypes 400, 501 and 551), especially for the descending overpass. Moreover, the SMOS soil moisture error is decreasing continuously from one version to another. This is an important result for the quality assessment of SMOS soil moisture.

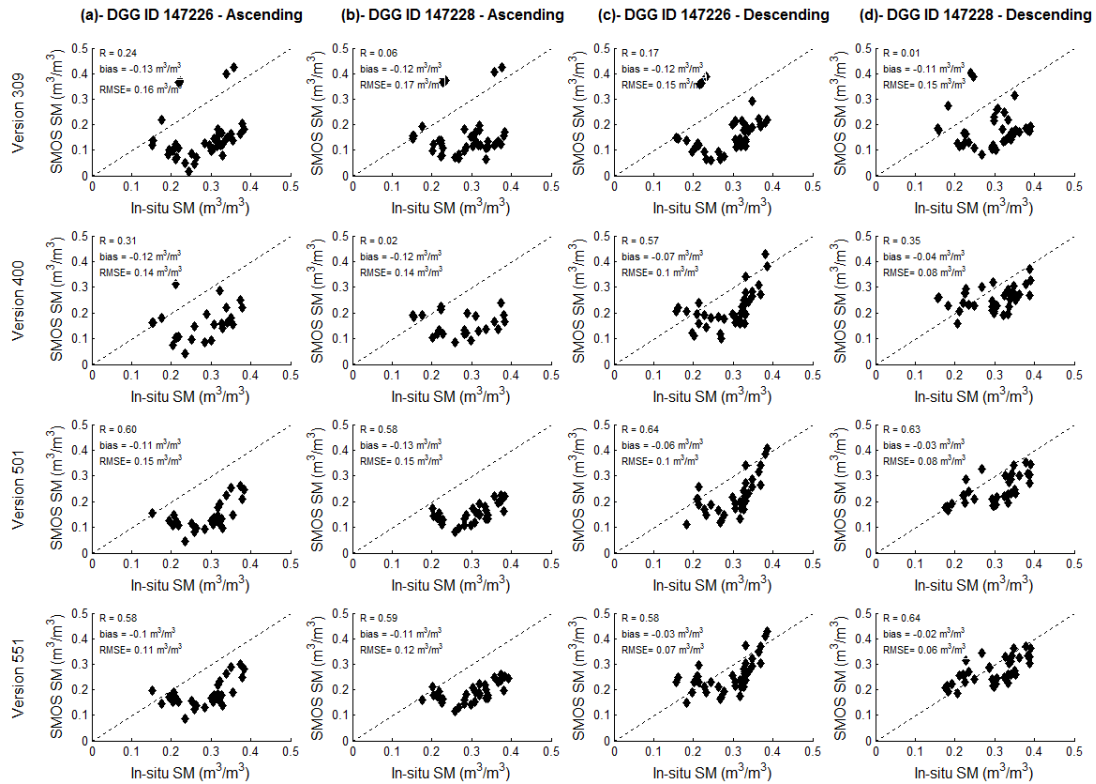


Figure 4. 4: Point clouds between SMOS soil moisture estimates (processor versions 309, 400, 501 and 551) and ground measurements for DGG ID 147226 and 147228 for Kenaston in the ascending and the descending overpasses.

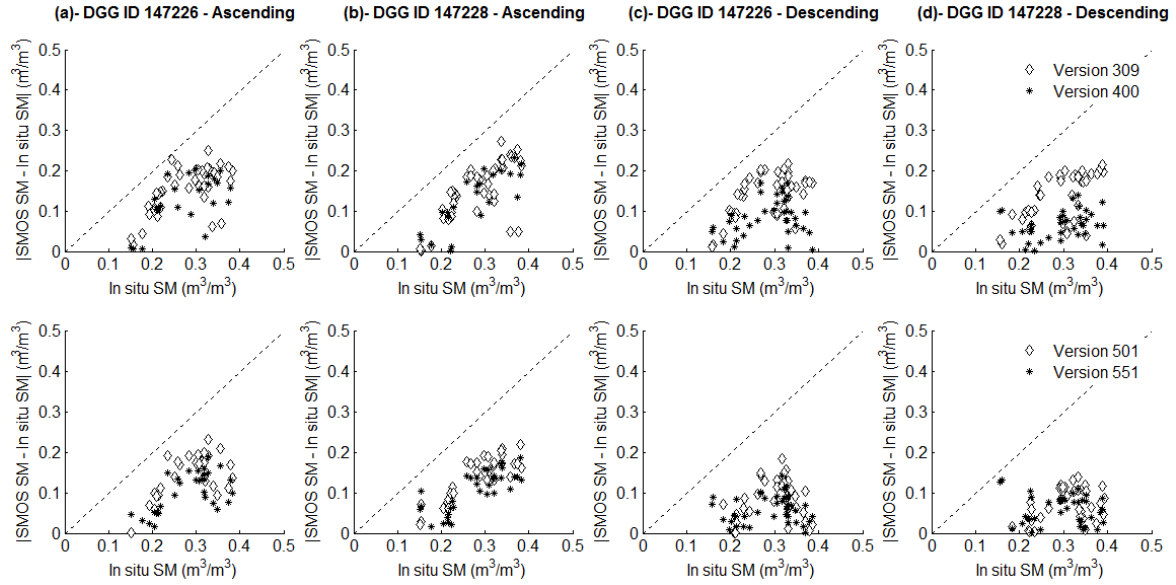


Figure 4. 5: Differences between the in-situ soil moisture and the SMOS soil moisture estimates versus the in-situ soil moisture measurements for DGG ID 147226 and 147228 for Kenaston in the ascending and the descending overpasses.

### 5.1.2. BERMS forested site

Figure 4.6 shows the temporal profiles of the four SMOS soil moisture processor versions and BERMS ground measurements for the ascending and descending overpasses as well as the daily cumulative rainfall, for both of the selected SMOS pixels (DGG points 139552 and 138528).

During the winter (until assumed to be DOY 120 for DGG point 138528), the data for processor versions 400, 501 and 551 are not available, probably because of the difficulty in considering the interaction between the snow and the forest cover in the soil moisture algorithm. Although prior to DOY 160, the peaks observed in the data for the four processor versions are not necessarily correlated with soil moisture. Possibly due to the vegetation density, the algorithms are not very efficient for estimating soil moisture over this region. This results in much more noticeable gaps in the time series of the ascending mode estimates.

Indeed, throughout the study period, soil moisture is estimated from only 31%, 5%, 22% and 31% of the SMOS acquisitions available in ascending mode (i-e the retrievals fail for 69%, 95%, 78% and 69% of the SMOS acquisitions available in ascending mode) for processor versions 309, 400, 501 and 551, respectively. For the descending mode, soil moisture is estimated from higher percentages of the SMOS acquisitions: 55%, 29%, 49% and 48% for processor versions 309, 400, 501 and 551, respectively.

The differences between processor versions 309, 400, 501 and 551 are very apparent before DOY 160. Unlike the agricultural site, the oldest version (309) is no more noisy than the more recent processor versions. Nevertheless, estimations provided by version 309 remain the lowest and those provided by version 551 remain the highest, especially for the descending overpass. Estimates from version 551 show a high correlation coefficient ( $R \sim 1$ ) compared to version 501, but a bias of  $\sim 0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$ . Throughout the study period, each processor version shows higher estimates than its previous, reflecting the efforts made to correct the algorithms for sources of error over the forested areas (Kerr et al., 2011) and thus to reduce the known underestimation of SMOS soil moisture.

Figure 4.6 shows that, for the descending overpass, the four SMOS soil moisture processor versions are generally overestimated before DOY 180 (Figure 4.6b and 4.6d), when the vegetation is less active, with a bias greater than  $0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  obtained with version 551. After DOY 180, the SMOS soil moisture processor versions are very close to the ground measurements, especially for the ascending overpasses (Figure 4.6a and 4.6c). For descending overpasses (Figure 4.6b and 4.6d), estimates from versions 501 and 551 are a bit far from the ground truth, in contrast to versions 309 and 400. In terms of correlation with ground-based data, the highest values are found for SMOS soil moisture version 551 ( $R > 0.44$  and  $R > 0.38$

for ascending and descending overpasses, respectively). In terms of bias and RMSE, a significant improvement can be noted going from version 309 (bias  $> 0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE  $> 0.16 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) to version 551 (bias  $< 0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE  $\sim 0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) for the ascending overpass. For the descending overpass, the version 551 presents important bias and RMSE values (bias from  $0.09 \text{ m}^3/\text{m}^3$  to  $0.11 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE from  $0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$  to  $0.14 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) compared to versions 400 and 501 (bias from  $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  to  $0.09 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE from  $0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$  to  $0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$  for each version).

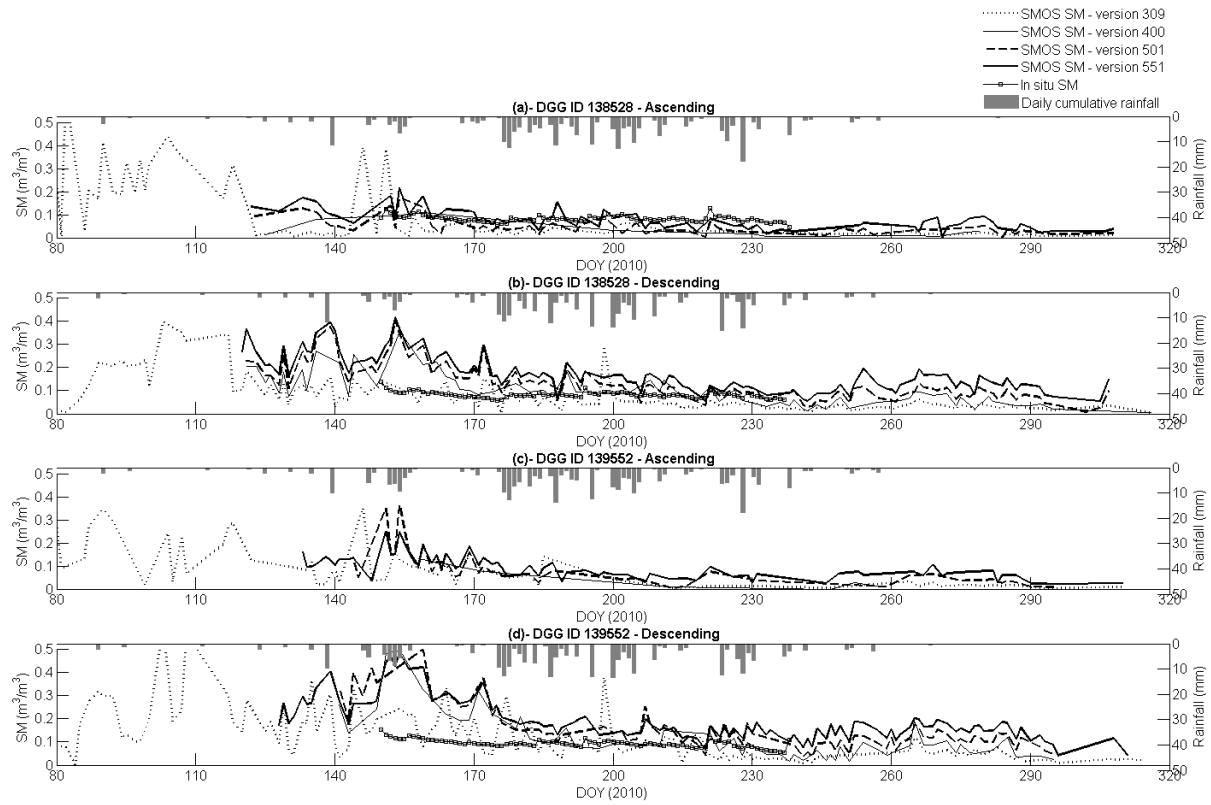


Figure 4. 6: Temporal variation of SMOS soil moisture estimates (processor versions 309, 400, 501 and 551), rainfall and ground measurements for SMOS DGG ID 138528 and 139552 for BERMS in the ascending and the descending overpasses.



## 5.2. Comparison of SMOS soil moisture to other products

Overall version 551 appears as a much improved soil moisture product than the previous SMOS estimates. In the remaining text, we compared it to other existing products, namely AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA, and ASCAT soil moisture products.

### 5.2.1. Kenaston agricultural site

Figure 4.7 shows the temporal profiles for soil moisture products for SMOS (processor version 551), AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT as well as ground measurements and daily cumulative rainfall for the ascending and the descending overpasses for both selected DGG points (147226 and 146228) over the Kenaston site.

Unlike AMSR-E/NSIDC soil moisture, the temporal profiles of SMOS, AMSR-E/VUA and ASCAT soil moisture products are characterized by large fluctuations and a good sensitivity to rainfall. Indeed, large increases in these soil moisture values (SMOS, AMSR-E/VUA and ASCAT) were observed following intense rainfall events (DOY 120, 145, 168, 249, etc.). In figure 4.7, it can be seen that for soil moisture amounts less than  $0.30 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , AMSR-E/NSIDC soil moisture is close to ground measurements; while AMSR-E/VUA soil moisture is close to ground measurements for soil moisture amount higher than  $0.30 \text{ m}^3/\text{m}^3$ . AMSR-E/NSIDC soil moisture became relatively stable with the growth of vegetation due to the frequency (X-band only) of the brightness temperature data (Section 3.2) from which it is derived. This frequency is less sensitive to soil moisture than those of SMOS and ASCAT; in presence of vegetation, it almost does not respond to soil moisture due to the large contribution of vegetation to the AMSR-E signal (X-band and  $55^\circ$  angle of incidence).

Table 4.1 shows good correlation coefficients between ground measurements of soil moisture and SMOS, ASCAT and AMSR-E/NSIDC data. However, AMSR-E/VUA appears weakly

correlated with ground truth, much more for the ascending overpasses ( $\sim 0.15$ ). For the ascending overpass, SMOS, ASCAT and AMSR-E/NSIDC have relatively comparable correlation coefficients with ground measurements. Whereas for the descending overpass, the highest correlations were obtained with AMSR-E/NSIDC ( $R \geq 0.82$ ) followed by SMOS ( $R$  from 0.58 to 0.64) and ASCAT ( $R$  from 0.32 to 0.61). The inter-comparison between SMOS and the three others space-based soil moisture products (Table 4.1) shows that the highest correlation was found with ASCAT followed by AMSR-E/NSIDC, and that the estimations provided by AMSR-E/NSIDC and AMSR-E/VUA are very different for both overpasses ( $R \leq 0.10$ ). In terms of departure from ground measurements, both SMOS and AMSR-E/NSIDC underestimate the soil moisture contrary to AMSR-E/VUA and ASCAT. SMOS soil moisture was much more accurate in the descending overpasses (bias:  $\sim -0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ; RMSE  $\sim 0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) than in the ascending (bias:  $\sim -0.11 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE:  $\sim 0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) in contrast to both AMSR-E estimates. For ascending overpass, AMSR-E/VUA (bias:  $0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE:  $0.09 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) and ASCAT (bias  $< 0.09 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE  $< 0.11 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) are more accurate than SMOS and AMSR-E/NSIDC. Considering the high value of the correlation coefficient between ASCAT ascending data and ground measurements, the ASCAT product is better than those of other sensors, for ascending overpass. For descending overpass, SMOS and ASCAT products presented the lowest bias and RMSE, but SMOS provided better correlation with ground measurement ( $R \geq 0.58$ ). Overall, the SMOS soil moisture product in the descending overpasses was better than those of AMSR-E and ASCAT.

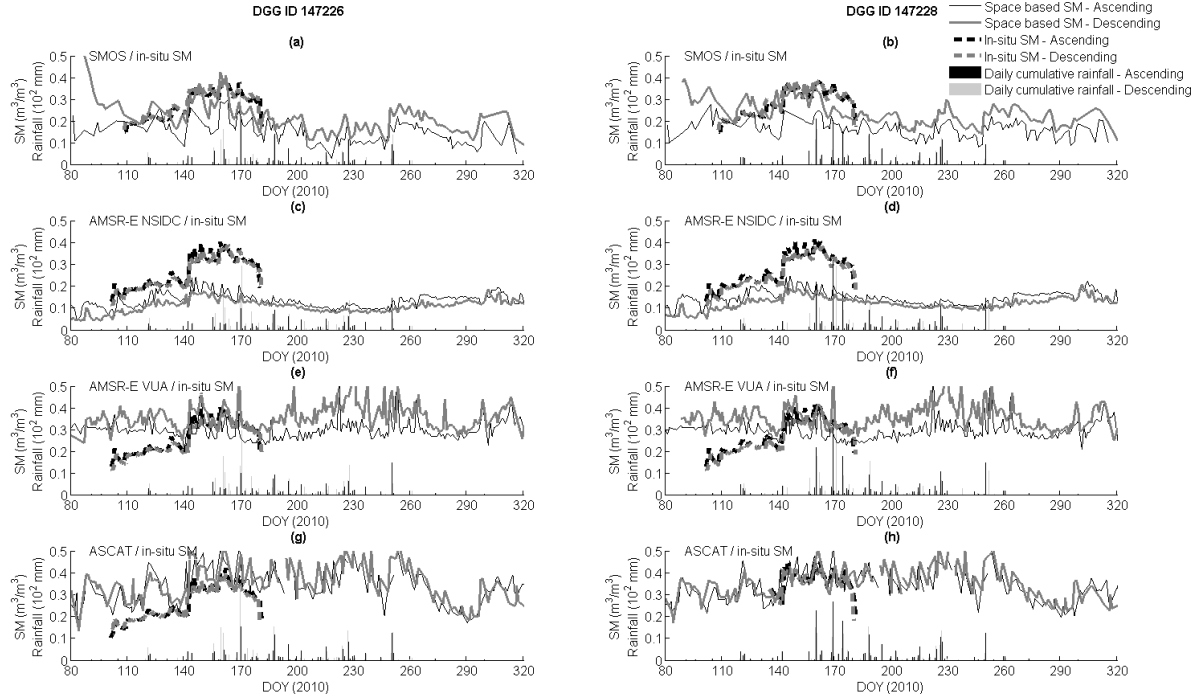



Figure 4. 7: Temporal variation of soil moisture products for SMOS (processor version 551), AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT, as well as cumulative daily rainfall for the Kenaston site (SMOS DGG ID 147226 and 147228) in the ascending and the descending overpasses.

The numbers of sample pairs considered for these comparisons were also presented in Table 4.1. They are generally sufficient ( $>30$ ) to conduct good statistical analysis, except for the comparison ASCAT/in situ data over DGG ID 147228 (26 and 28 numbers of sample pairs used). The number of measurements considered for AMSR-E was almost the double of the numbers used for SMOS and ASCAT. To check the significance of the correlation coefficients found between the soil moisture datasets, Pearson H0 statistical test was applied. The null hypothesis “H0: X and Y are linked (X and Y are two soil moisture datasets)” was considered with different thresholds. Results indicated that, the correlations found between space-based soil moisture and ground data are significant (at  $p < 0.05$ ) for SMOS, AMSR-E/NSIDC and ASCAT for the ascending overpass while for the descending overpass, the significance test

only fails over DGG ID 147228 for ASCAT and AMSR-E/VUA. All the results are presented in Table 4.1. The correlation is significant (not significant) for  $H_0 = 1$  ( $H_0 = 0$ ).

Table 4.1: Correlation coefficients, bias ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) and RMSE ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) between in situ soil moisture measurements and soil moisture estimates from SMOS version 551, AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA, and ASCAT for the Kenaston site in ascending and descending modes. The numbers of sample pairs and the results of the statistical test  $H_0$  are also given.

Reading direction 		DGG ID 147226					DGG ID 147228				
		SMOS	AE/NSIDC	AE/VUA	ASCAT	In-situ	SMOS	AE/NSIDC	AE/VUA	ASCAT	In-situ
Correlation	SMOS		0.20	0.04	0.55	0.58		0.18	0.19	0.51	0.64
	AE/NSIDC	0.37		-0.09	0.11	0.82	0.23		-0.16	-0.05	0.86
	AE/VUA	0.17	0.10		0.54	0.27	0.19	-0.07		0.59	0.19
	ASCAT	0.60	0.52	0.45		0.61	0.45	0.42	0.41		0.32
	In-situ	0.58	0.61	0.13	0.74		0.59	0.54	0.16	0.55	
Bias	SMOS		-0.10	0.15	0.15	0.03		-0.11	0.12	0.12	0.02
	AE/NSIDC	0.01		0.25	0.24	0.13	0.02		0.24	0.23	0.12
	AE/VUA	-0.15	-0.16		0	-0.10	-0.13	-0.15		0	-0.09
	ASCAT	-0.19	-0.19	-0.04		-0.09	-0.17	-0.18	-0.04		-0.01
	In-situ	-0.10	-0.10	0.03	0.09		-0.11	-0.10	0.03	0	
RMSE	SMOS		0.12	0.17	0.18	0.07		0.13	0.14	0.15	0.06
	AE/NSIDC	0.05		0.26	0.25	0.14	0.05		0.24	0.24	0.13
	AE/VUA	0.17	0.17		0.07	0.12	0.15	0.16		0.07	0.12
	ASCAT	0.20	0.21	0.09		0.11	0.18	0.19	0.09		0.07
	In-situ	0.11	0.12	0.09	0.11		0.12	0.12	0.09	0.06	
Number of sample pairs	SMOS		129	120	27	40		131	123	75	39
	AE/NSIDC	120		212	132	82	129		212	126	82
	AE/VUA	113	242		116	75	126	244		117	76
	ASCAT	64	142	129		44	72	147	140		26
	In-situ	31	81	76	46		34	81	78	28	
H0 test	SMOS		0	0	1	1		0	0	1	1
	AE/NSIDC	1		0	0	1	0		0	0	1
	AE/VUA	0	0		1	1	0	0		1	0
	ASCAT	1	1	1		1	1	1	1		0
	In-situ	1	1	0	1		1	1	0	1	



: Ascending overpass



: Descending overpass

### 5.2.2. Forested BERMS site

Figure 4.8 shows the temporal profiles for the soil moisture products for SMOS (processor version 551), AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT, as well as the ground measurements and the daily cumulative rainfall for the ascending and descending overpasses for DGG points 138528 and 139552 selected over the BERMS site.

Figure 4.8 shows that all the soil moisture estimates are generally overestimated. As over the agricultural site, the temporal profile of the AMSR-E/NSIDC soil moisture was very stable compared to those of AMSR-E/VUA, SMOS and ASCAT soil moisture products, which fluctuated in response to rainfall events. However, over the forested area, the stability was more pronounced. Considering AMSR-E/VUA estimates, they are consistently overestimated with values generally higher than  $0.40 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , which can reach saturation ( $1 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) sometimes. According to AMSR-E/VUA global soil moisture map (not presented here), this overestimation is observed over several forested areas located in North America, Russia, Scandinavia and China. Indeed, the soil moisture inversion algorithm seems to be limited for dense vegetation cover with high values of optical thickness (Parinussa et al., 2011) which is the case of the CanEX-SM10 forested area. These results express the difficulties of retrieving soil moisture under dense vegetated areas from AMSR-E brightness temperature (C and/or X band, incidence angle  $55^\circ$ ).

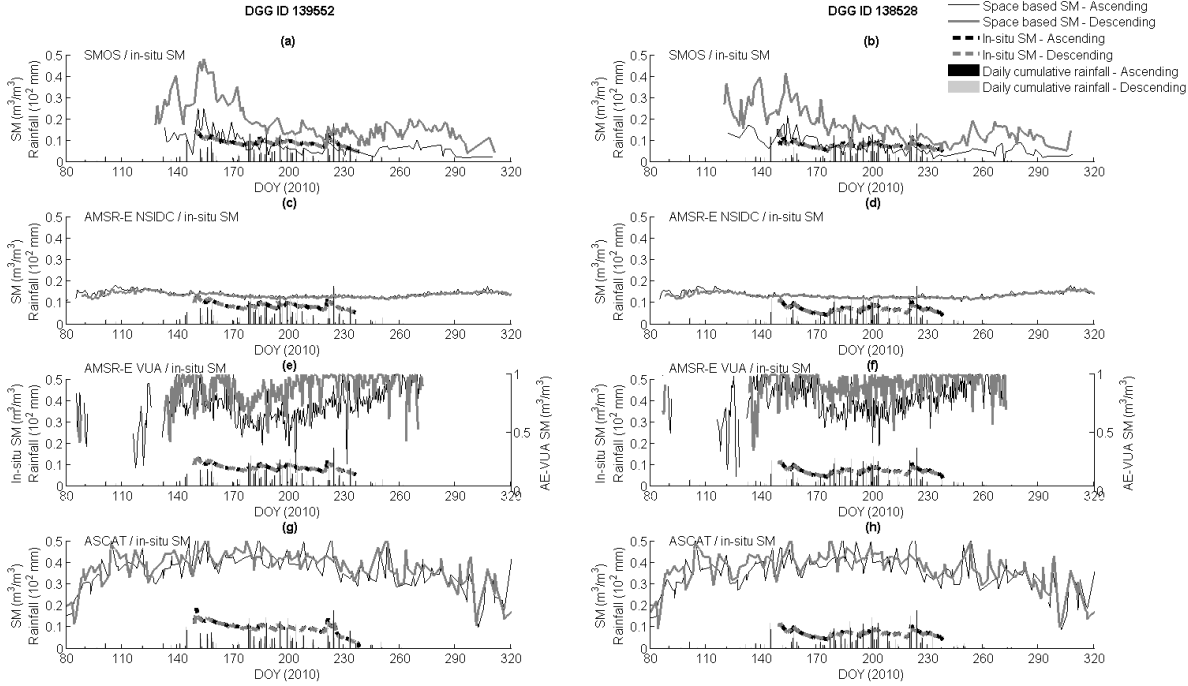



Figure 4. 8: Temporal variation of soil moisture products for SMOS (processor version 551), AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT, as well as cumulative daily rainfall for the BERMS site (SMOS DGG ID 138528 and 139552) in the ascending and the descending overpasses.

Over the forested area (Table 4.2), the correlation coefficients between the data were lower than those obtained for the agricultural site (Table 4.1) due to the more dense and complex vegetation cover and the noticeable gaps observed in the SMOS soil moisture dataset (Section 5.2.1) which limit the comparison with other products. SMOS present the highest correlation with ground data ( $R$  from 0.38 to 0.60), followed by ASCAT ( $R$  from 0.24 to 0.58). AMSR-E/VUA algorithm provided soil moisture dataset weakly correlated with the ground truth ( $R \leq 0.11$ ), while surprisingly AMSR-E/NSIDC showed a relatively good correlation mainly in the grid point 139552 ( $R \geq 0.51$ ). Indeed, with the stability observed in the temporal evolution of AMSR-E/NSIDC soil moisture, a weak correlation was expected with the ground data. The correlation coefficients between the four soil moisture products showed that over the forested site also, SMOS presents the highest correlation with ASCAT for both overpasses, followed

by AMSR-E/NSIDC for the descending overpass. The correlations between AMSR-E/NSIDC and AMSR-E/VUA are still poor for the descending overpass while in the ascending overpass it is higher than what we observed over the agricultural site. In terms of error (bias and RMSE), SMOS presents more accurate soil moisture estimates than ASCAT, AMSR-E/NSIDC and AMSR-E/VUA for ascending overpass while for the descending overpass, AMSR-E/NSIDC is comparable to better than SMOS. Unlike the agricultural site, estimates from the SMOS ascending overpass (bias  $< 0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE  $\sim 0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) were much closer to ground measurements than the estimates in the descending overpass (bias  $< 0.11 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and RMSE  $< 0.14 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). AMSR-E/NSIDC dataset overestimated also the soil moisture in this forest site with bias and RMSE values ranging from  $0.04 - 0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $0.04 - 0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , respectively. The overestimation is particularly large for AMSR-E/VUA (bias and RMSE values larger than  $0.55 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) and ASCAT (bias and RMSE values larger than  $0.31 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ).

The numbers of sample pairs considered for these comparisons were presented in Table 4.2. They are generally enough ( $\geq 30$ ) to conduct good statistical analysis. The statistical test, used previously over the agricultural site, was applied to check also the significance of the correlation coefficients found between soil moisture datasets. Results indicated that, the correlations found between space-based soil moisture and ground data are significant (at  $p < 0.05$ ) for both ascending and descending overpasses of SMOS, AMSR-E/NSIDC and ASCAT over the DGG ID 139552 while over the DGG ID 138528 the success of the significance test is limited to the ascending and descending overpasses of SMOS and ASCAT ascending overpasses. All the results of the statistical test were presented in Table 4.2.

Table 4.2: Correlation coefficients bias ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) and RMSE ( $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) between in situ soil moisture measurements and soil moisture estimates from SMOS version 551, AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT for the BERMS site in ascending and descending modes. The numbers of sample pairs and the results of the statistical test H0 are also given.

Reading direction 		DGG ID 138528					DGG ID 139552				
		SMOS	AE/NSIDC	AE/VUA	ASCAT	In-situ	SMOS	AE/NSIDC	AE/VUA	ASCAT	In-situ
Correlation	SMOS		0.27	-0.02	0.39	0.38		0.34	-0.32	0.56	0.60
	AE/NSIDC	-0.02		0.14	0.03	0.19	0.26		0.06	0.23	0.51
	AE/VUA	-0.24	0.34		0.25	0.11	-0.24	0.31		0.32	-0.18
	ASCAT	0.29	-0.07	-0.03		0.24	0.26	0.47	0.05		0.55
	In-situ	0.44	0.19	-0.02	0.41		0.59	0.54	-0.11	0.58	
Bias	SMOS		-0.04	0.74	0.22	-0.09		-0.06	0.70	0.21	-0.11
	AE/NSIDC	-0.06		0.76	0.20	-0.08	-0.05		0.73	0.20	-0.04
	AE/VUA	-0.70	-0.66		-0.53	-0.81	-0.61	-0.58		-0.49	-0.75
	ASCAT	-0.30	-0.18	0.46		-0.34	-0.30	-0.17	0.38		-0.32
	In-situ	0.01	0.07	0.63	0.33		0.00	0.05	0.55	0.32	
RMSE	SMOS		0.09	0.75	0.23	0.12		0.10	0.71	0.22	0.14
	AE/NSIDC	0.07		0.77	0.23	0.10	0.07		0.74	0.23	0.04
	AE/VUA	0.71	0.67		0.54	0.81	0.63	0.60		0.50	0.76
	ASCAT	0.30	0.21	0.49		0.35	0.31	0.21	0.42		0.32
	In-situ	0.04	0.07	0.64	0.33		0.04	0.05	0.56	0.31	
Number of sample pairs	SMOS		116	115	58	56		115	115	59	59
	AE/NSIDC	71		226	147	89	76		234	148	91
	AE/VUA	71	233		119	89	76	261		120	91
	ASCAT	35	135	133		45	34	165	134		47
	In-situ	43	89	89	47		45	92	92	48	
H0 test	SMOS		1	0	1	1		1	0	1	1
	AE/NSIDC	0		1	1	0	0		0	1	1
	AE/VUA	0	1		1	0	0	1		1	0
	ASCAT	0	0	0		0	0	1	0		1
	In-situ	1	0	0	1		1	1	0	1	



: Ascending overpass



: Descending overpass

## 6. Discussion and conclusions

SMOS was launched to provide global soil moisture with a frequency of 2 to 3 days and a mission target accuracy of  $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ . In this study, in situ measurements from agricultural and forested sites located in Saskatchewan (Canada) were used to evaluate the performance of



four SMOS soil moisture processor versions 309, 400, 501 and 551, and also to compare the latest SMOS soil moisture product (version 551) with AMSR-E/NSIDC, AMSR-E/VUA and ASCAT soil moisture products.

Over both sites, SMOS soil moisture data demonstrated an improvement, in terms of correlation and error (bias/RMSE) with ground truth, from the processor versions 309 to 551. In general, the version 551 was found to be closer and more correlated to ground measurements for both overpasses times. Therefore, it may be recommended for future studies using SMOS soil moisture. Moreover, due to the little difference observed between the processor versions 400, 501 and 551, a SMOS composite product can be suggested by merging these three versions to solve the problem of gaps observed on SMOS soil moisture time series especially over the forested site. SMOS/ASCAT merging data can also be proposed to improve the time series of global soil moisture due to their good correlations with each other and with the ground data. They can be therefore used to supplement the ground data.

Over the agricultural site, the SMOS soil moisture values were underestimated compared with ground measurements as found in previous studies supporting the validation of SMOS products (Bircher et al., 2012; Lacava et al., 2012). As explained in Gherboudj et al. (2012), the low values of the SMOS soil moisture estimates as compared to ground measurements resulted from the high values of SMOS brightness temperature in V polarization which in turn decreases the SMOS soil moisture estimates. However, this underestimation is less pronounced for processor versions 501 and 551, especially for the descending overpasses (bias from -0.02 to -0.06 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>) compared to the ascending overpasses (bias from -0.10 to 0.13 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>). Moreover, for this version, soil moisture retrieving error seem to be less dependent on

the absolute value of soil moisture compared to results obtained from version 309 (Gherboudj et al., 2012). Considering the target accuracy level ( $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) set for the SMOS mission, it appears that none of the four SMOS soil moisture processor versions satisfies the mission requirements. Indeed, the lowest RMSE values ( $\sim 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) are about 50% higher than the target accuracy. For the ascending overpass, despite improvements in SMOS soil moisture algorithms, the version 551 estimates present a significant underestimation (bias  $\sim -0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) which could be explained by radio frequency interference (RFI). RFI is low in North America (Park et al., 2011), but it could affect the ascending acquisitions much more than those of the descending overpasses (Oliva et al., 2012). For the descending overpasses, not (or less) affected by RFI, SMOS (version 551) presents smaller bias and RMSE with ground data than AMSR-E/NSIDC and VUA products, and show a good correlation with ground data. These results are consistent with those obtained by Leroux et al., (2013) who demonstrated that SMOS gave better results than ASCAT, AMSR-E/NSIDC and AMSR-E/VUA datasets over North America, Australia and central Asia. They are also consistent with the correlation coefficients obtained for ASCAT data ( $R = 0.71$ ) and AMSR-E/NSIDC data ( $R = 0.43$ ) over agricultural sites located in France and Italy, but not with the correlation coefficients obtained with AMSR-E/VUA ( $R = 0.70$ ) in the same sites (Brocca et al., 2011) and those obtained by Champagne et al. (2010) over the Kenaston agricultural site. However, several studies showed that AMSR-E/VUA product outperforms the AMSR-E/NSIDC product over different sites (Rüdiger et al., 2009, Champagne et al. 2010; Brocca et al., 2011). This result is confirmed in this study, however only with respect to the error (bias/ RMSE). In terms of correlation, the current study is probably one of the first where the AMSR-E/NSIDC product shows better performance than AMSR-E/VUA.

As expected with passive microwave sensors over vegetated area, a better correlation with ground data was generally obtained for the descending overpasses estimates, probably because the ground temperature is more uniform vertically and horizontally in the night than in the day (Owe et al., 2001). This could also explain the better correlation between ground measurements and the AMSR-E/NSIDC estimates for descending overpasses; the overpasses time of AMSR-E is 2 a.m. The weaker correlations obtained with SMOS in descending overpasses may be explained by its earlier overpasses time (6 p.m), when the soil temperature may be less uniform.

For the forested site, due to the vegetation density, the SMOS soil moisture estimation algorithms were not very efficient despite the improvements brought to version 551. SMOS estimations were overestimated in general. Estimates from the ascending overpasses, were closer to the ground measurements (bias  $\sim 0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  obtained with version 551) than those from the descending overpasses (bias  $\sim 0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). This confirms the absence of RFI over this forested site located far away from the RFI affected area (Oliva et al., 2012). Moreover, SMOS present a higher correlation coefficient to ground data than ASCAT, AMSR-E/VUA and AMSR-E/NSCIDC. ASCAT data show also good correlation with in situ data, but with large bias and RMSE values.

For AMSR-E, neither the frequency (X and/or C band) used nor the angle of incidence of the sensor ( $55^\circ$ ) is optimal for soil moisture estimation over the forested site (Ulaby et al., 1986, Zhang et al., 2011). The AMSR-E/NSIDC soil moisture presented more stable time series (Zhang et al., 2011) compared to those of the agricultural site (Gherboudj et al., 2012), while the AMSR-E/VUA algorithm provided particularly large overestimated soil moisture (bias and RMSE up to  $0.81 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) which is weakly correlated with the ground truth ( $R \leq 0.18$ ). This

large overestimation has been previously observed over the forested sites; it was explained by the high value of the optical depth (Parinussa et al., 2011). De Jeu et al, (2008) and Parinussa et al. (2011) reported that the error in AMSR-E/VUA derived soil moisture increased with the vegetation density or the optical depth. Besides, the AMSR-E/VUA retrieval algorithm presents some limitations for optical depth higher than 0.6 – 0.7 which is the case of the BERMS forested site (during the study period, the AMSR-E/VUA derived optical depth (C-band) is about 0.7).

In summary, SMOS and ASCAT perform better over our sites in general. However, over the agricultural site, SMOS estimates are affected by RFI problems for the ascending overpass. AMSR-E/VUA showed lower performances especially over the forested site, and AMSR-E/NSDIC showed a pronounced stability over time and low sensitivity to changes in soil moisture.

## **Acknowledgments**

This study was funded by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) as a contribution to the SMOS calibration/validation activities. The authors would like to thank all of the participants in the Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010 (CanEx-SM10) and the CanEx-SM10 funding agencies. in Canada and US (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada, Environment Canada, Canadian Space Agency, Agriculture and Agri-Food Canada, National Aeronautics and Space Administration, and United States Department of Agriculture). We also thank the European Space Agency (ESA) for providing the SMOS and ASCAT data, the NSIDC and VUA–NASA for providing the AMSR-E data, and the anonymous reviewers for their comments and suggestions to improve the quality of the paper.

## References

- Al Bitar, A., Leroux, D., Kerr, Y., Merlin, O., Richaume, P., Sahoo, A., Wood, E.F., 2012. Evaluation of SMOS Soil Moisture Products Over Continental U.S. Using the SCAN/SNOTEL Network. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 1572-1586.
- Anctila, F., Michelb, C., Perrinb, C., Andréassian, V., 2004. A soil moisture index as an auxiliary ANN input for stream flow forecasting. *J. Hydrol.* 286, 155–167.
- Bartalis, Z., Wagner, W., Naeimi, V., Hasenauer, S., Scipal, K., Bonekamp, H., Figa, J., Anderson, C., 2007. Initial soil moisture retrievals from the METOP Advanced Scatterometer (ASCAT). *Geophys. Res. Lett.* 34, L20401, doi:10.1029/2007GL031088.
- Beltran, R.N.D., Calderon, A.C., Harmsen, E., Vasquez, R., Gonzalez, J., 2010. An algorithm to estimate soil moisture over vegetated areas based on in situ and remote sensing information. *Int. J. Remote Sens.* 31, 2655-2679.
- Bircher, S., Skoul, N., Jensen, K.H., Walker, J.P., Rasmussen, L., 2012. A soil moisture and temperature network for SMOS validation in Western Denmark. *Hydrol. Earth Syst. Sc. Disc.* 16, 1445–1463.
- Brocca, L., Melone, F., Moramarco, T., Singh, V.P., 2009. Assimilation of observed soil moisture data in storm rainfall-run off modelling. *J. Hydrol. Eng.* 14, 153–165.
- Brocca, L., Hasenauer, S., Lacava, T., Melone, F., Moramarco, T., Wagner, W., Dorigo, W., Matgen, P., Martínez-Fernández, J., Llorens, P., Latron, J., Martin, C., Bittelli, M., 2011. Soil moisture estimation through ASCAT and AMSR-E sensors: An intercomparison and validation study across Europe. *Remote Sens. Environ.* 115, 3390–3408.
- Bukovsky, M.S., Karoly, D. J., 2007. A brief evaluation of precipitation from the North American regional reanalysis. *J. Hydrometeorol.* 8, 837-847.
- Calvet, J.C., Wigneron, J.P., Walker, J., Karbou, F., Chanzy, A., Albergel, C., 2011. Sensitivity of Passive Microwave Observations to Soil Moisture and Vegetation Water Content: L-Band to W-Band. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 49, 1190-1199.
- Champagne, C., A. Berg, J. Belanger, H. McNairn and R. deJeu. 2010. Evaluation of Soil Moisture Derived from Passive Microwave Remote Sensing Over Agricultural Sites in Canada Using Ground-based Soil Moisture Monitoring Networks. *International Journal of Remote Sensing.* 31(14) 3669-3690
- Cosh, M.H., Jackson, T., Starks, P., Heathman, G., 2006. Temporal stability of surface soil moisture in the little Washita river watershed and its application in satellite soil moisture product validation. *J. Hydrol.* 323, 168–177.
- Cosh, M.H., T.J. Jackson, C. Smith, B. Toth and A.A. Berg. 2013. Validating the BERMS in situ soil water content data record with a large scale temporary network. *Vadose Zone Journal* 12(2): 10.2136/vzj2012.0151
- Crow, W.T., Xiwu, Z., Jackson T.J., Reynolds, C. A., 2010. Evaluating the Utility of Remotely Sensed Soil Moisture Retrievals for Operational Agricultural Drought Monitoring. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 3, 57–66.
- De Jeu, R., W. Wagner, T. Holmes, H. Dolman, N. C. Van de Giesen, and Friesen, J., 2008.

Global soil moisture patterns observed by space borne microwave radiometers and scatterometers. *Surv. Geophys.* 29, 399–420, doi:10.1007/s10712-008-9044-0.

Dobson, M.C., Ulaby, F.T., Hallikainen, M.T., El-Rayes, M., 1985. Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part II: Dielectric Mixing Models. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 23, 35–46.

Dorigo, W.A., Wagner, W., Hohensinn, R., Hahn, S., Paulik, C., Xaver, A., Gruber, A., Drusch, M., 2011. The International Soil Moisture Network: a data hosting facility for global in situ soil moisture measurements. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15, 1675–1698.

Draper C.S., Walker J.P., Steinle P.J., De Jeu, R., Holmes T.R.H., 2009. An evaluation of AMSR–E derived soil moisture over Australia. *Remote Sens. Environ.* 113, 703–710.

Elder, K., Cline, D., 2009. Overview of the NASA cold land processes field experiment (CLPX-2002): Field Measurements of Snowpack Properties and Soil Moisture. *J. Hydrometeorol.* 10, 320-329.

Famiglietti, J., D. Ryu, A. A. Berg, M. Rodell, and T. J. Jackson 2008, Field Observations of Soil Moisture Variability Across Scales, *Water Resources Research.*, 44, W01423, doi:10.1029/2006WR005804

Gherboudj, I., Magagi, R., Goïta, K., Berg, A., Toth, B., Walker, A., 2012. Validation of SMOS data over agricultural and boreal forest areas in Canada. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 1623-1635.

Goward, S.N., Xue, Y., Czajkowski, K.P., 2002. Evaluating land surface moisture conditions from the remotely sensed temperature/vegetation index measurements: an exploration with the simplified simple biosphere model. *Remote Sens. Environ.* 79, 225–242.

Griesfeller, A., Lahoz, W.A., Svendby, T.M., Haugen, L., E., Wagner, W., Dorigo, W., Kerr, Y., De Jeu, R. A. M., 2013. Evaluation of SMOS and ASCAT soil moisture products over Norway using ground-based in situ observations. *Geoph. Res. Abs.*, 15, EGU2013-3897.

Gruhler, C., De Rosnay, P., Hasenauer, S., Holmes, T., De Jeu, R., Kerr, Y., Mougin, E., Njoku, E., Timouk, F., Wagner, W., and Zribi, M., 2010. Soil moisture active and passive microwave products: intercomparison and evaluation over a Sahelian site. *Hydrol. Earth Syst. Sc.* 14, 141-156.

Hollmann R., Merchant C. J., Saunders R., Downy C., Buchwitz M., Cazenave A., Chuvieco E., Defourny P., de Leeuw G., Forsberg R., Holzer-Popp T., Paul F., Sandven S., Sathyendranath S., van Roozendael M., and Wagner W. (2013). The ESA Climate Change Initiative: Satellite Data Records for Essential Climate Variables. *Amer. Meteor. Soc.*, 94, 1541-1552.

Jackson, T.J., Cosh, M.H., Bindlish, R., Starks, P.J., Bosch, D.D., Seyfried, M., Goodrich, D.C., Moran, M.S., Du, J., 2010. Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 48, 4256–4272.

Jackson, T.J., Vine, D.M.L., Hsu, A.Y., Oldak, A., Starks, P.J.C., Swift, T., Isham, J.D., Haken, M., 1999. Soil moisture mapping at regional scales using microwave radiometry: The Southern Great Plains Hydrology Experiment. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 37, 2136–2151.

Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Wigneron, J.P., Martinuzzi, J.M., Font, J., Berger, M., 2001. Soil

moisture retrieval from space: The soil moisture and ocean salinity (SMOS) mission. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39, 1729-1735.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Richaume, P., Davenport, I., Ferrazzoli, P., Wigneron, J.P., 2010a. SMOS level 2 processor for soil moisture. algorithm theoretical based document (ATBD). CESBIO, IPSL-Service d'Aeronomie, INRAEPHYSE, Reading University, Tor Vergata University, SO-TNESL- SM-GS-0001, Issue 3.a.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneron, J.P., Delwart, S., 2010b. The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 98, 666 – 687.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Richaume, P., Davenport, I., Ferrazzoli, P., Wigneron, J.P., 2011. Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for the SMOS Level 2 Soil Moisture Processor Development Continuation Project, SMOS level 2 Processor for Soil Moisture, SO-TN-ARR-L2PP-0037, Issue 3.6.

Keshta, N., Elshorbagy, A., 2011. Utilizing North American Regional Reanalysis for modeling soil moisture and evapotranspiration in reconstructed watersheds. *Phys Chem Earth* 36, 31-41.

Koster R.D., S. P. P. Mahanama, T. J. Yamada, G. Balsamo, A. A. Berg, M. Boissarie, P. A. Dirmeyer, F. J. Doblas-Reyes, G. Drewitt, C. T. Gordon, Z. Guo, J.-H. Jeong, W.-S. Lee, Z. Li, L. Luo, S. Malyshev, W. J. Merryfield, S. I. Seneviratne, T. Stanelle, B. J. J. M. van den Hurk, F. Vitart, and E. F. Wood. 2011. The Second Phase of the Global Land-Atmosphere Coupling Experiment: Soil Moisture Contributions to Subseasonal Forecast Skill. *Journal of Hydrometeorology*. 12(5), 805–822 [47]

Lacava, T., Matgen, P., Brocca, L., Bittelli, M., Pergola, N., Moramarco, T., Tramutoli, V., 2012. A First Assessment of the SMOS Soil Moisture Product with in-situ and modeled Data in Italy and Luxembourg. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 1612–1622.

Leroux D.J., Kerr Y., Richaume P., Fieuzal, R., 2013. Spatial distribution and possible sources of SMOS errors at the global scale. *Remote Sens. Environ.* 133, 240-250.

Magagi, R., and Kerr, Y.H., 1997. Retrieval of soil moisture and vegetation characteristics by use of ERS-1 Wind Scatterometer over arid and semi-arid areas. *J. Hydrol.* 188–189, 361–384.

Magagi R., Berg A., Goïta K., Belair S., Jackson T., Toth B., Walker A., McNairn H., Peggy, O., Moghaddam M., Gherboudj I., Colliander A., Cosh M., Burgin M., Fisher J. B., Kim S.B., Mladenova I., Djamai N., Rousseau L.P., Belanger J., Shang J., and Merzouki A., 2013. CanEX-SM 10 (Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010): Overview and Preliminary results. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 51, 347-363.

Mesinger, F., DiMego, G., Kalnay, E., Mitchell, K., et al., 2006. North American Regional Reanalysis (NARR). *B. Am. Meteorol. Soc.* 87, 343–360.

Mironov, V.L., Kosolapova, L.G., Fomin, S.V., 2009. Physically and Mineralogically Based Spectroscopic Dielectric Model for Moist Soils. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 47, 2059–2070.

Mladenova, I., Lakshmi, V., Jackson, T. J., Walker, J. P., Merlin, O., De Jeu, R., 2011. Validation of AMSR-E soil moisture using L-band airborne radiometer data from National Airborne Field Experiment 2006. *Remote Sens. Environ.* 115, 2096-2103.

- Naeimi, V., Scipal, K., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Wagner, W., 2009. An improved soil moisture retrieval algorithm for ERS and METOP scatterometer observations. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 47, 1999–2013.
- Njoku, E., Chan S., 2011. AMSR-E Soil Moisture Algorithm, AMSR-E Science team Meeting, Asheville, NC, June 28-29.
- Njoku, E., Jackson, T. J., Lakshmi, V., Chan, T. K., Nghiem, S.V., 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 215–229.
- Njoku, E. G, 2004. AMSR-E/Aqua Daily L3 Surface Soil Moisture, Interpretive Parameters, & QC EASE-Grids, Version 2, March 20–Nov. 15, 2010. Boulder, Colorado USA: NASA DAAC at the National Snow and Ice Data Center.
- Oliva, R., Daganzo-Eusebio, E., Kerr, Y. H., Mecklenburg, S., Nieto, S., Richaume, P., Gruhier, C., 2012. SMOS Radio Frequency Interference Scenario: Status and Actions Taken to Improve the RFI Environment in the 1400–1427-MHz Passive Band. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 1427-1439.
- Owe, M., De Jeu, R., Holmes, T. R. H., 2008. Multi-sensor historical climatology of satellite derived global land surface moisture. *J. Geophys. Res.* 113, F1 01002. p17.
- Owe, M., De Jeu, R., Walker, J. P., 2001. A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 39, 1643–1654.
- Park J., Johnson J. T., Majurec N., Niamsuwan N., Piepmeier J. R., Mohammed P. N., Ruf C. S., Misra S., Yueh S. H., and Dinardo S. J., 2011, Airborne L-band radio frequency interference observations from the SMAPVEX08 campaign and associated flights. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 49, 3359–3369.
- Parinussa, R.M., Meesters, A., Liu, Y.Y., Dorigo, W., Wagner, W., de Jeu, A. M. D., 2011, Error Estimates for Near-Real-Time Satellite Soil Moisture as Derived From the Land Parameter Retrieval Model. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 8, 779–783.
- Parrens, M., Zakharova, E., Lafont, S., Calvet, J.C., Kerr, Y., Wagner, W., and Wigneron, J.P., 2012. Comparing soil moisture retrievals from SMOS and ASCAT over France. *Hydrol. Earth Syst. Sc.* 16, 423–440.
- Rüdiger, C., Calvet J-C., Gruhier, C., Holmes, T. R. H., De Jeu, R., Wagner, W., 2009. An Intercomparison of ERS-Scat and AMSR-E Soil Moisture Observations with Model Simulations over France. *J. Hydrometeorol.* 10, 431–447.
- Schmugge, T. J., 1983. Remote Sensing of Soil Moisture: Recent Advances, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 21, 145–146.
- Seneviratne, S. I., Corti, T., Davin, E. L., Hirschi, M., Jaeger, E. B., Lehner, I., Orlowsky, B., Teuling, A. J., 2010. Investigating soil moisture–climate interactions in a changing climate: A review. *Earth Sci. Rev.* 99, 125–161.
- Sinclair, S., Pegram, G., 2010. A comparison of ASCAT and modeled soil moisture over South Africa, using TOPKAPI in land surface mode. *Hydrol. Earth Syst. Sc.* 4, 613-626.
- Ulaby F.T., Moore, R. K., Fung, A. K., 1986. *Microwave Remote Sensing, Active and Passive, Volume III: From Theory to Applications.* Dedham, MA: Artech House.



- Wagner, W., Lemoine, G., Rott, H., 1999a. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. *Remote Sens. Environ.* 70, 191–207.
- Wagner, W., Noll, J., Borgeaud, M., and Rott, H., 1999b. Monitoring soil moisture over the Canadian prairies with the ERS Scatterometer. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 37, 206–216.
- Wagner, W., Hahn, S., Kidd, R., Melzer, T., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Figa-Saldan  , J., et al., 2013. The ASCAT soil moisture product: A review of its specifications, validation results, and emerging applications. *Meteorologische Zeitschrift*, 22, 5-33.
- Zhang, X., Zhao, J., Sun, Q., Wang, X., Guo, Y., Li, J., 2011. Soil Moisture Retrieval From AMSR-E Data in Xinjiang (China): Models and Validation. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 4, 117–127.

## **Chapitre 5**

### **Désagrégation de l’humidité du sol de SMOS sur les Prairies canadiennes**

#### **“Disaggregation of SMOS Soil Moisture over the Canadian Prairies”**

**Auteurs:** Najib Djamai, Ramata Magagi, Kalifa Goita, Olivier Merlin, Yann Kerr, Anne Walker.

Article publié dans la revue “Remote Sensing of Environment (2015)”, vol. 170, p. 255-268.

Ce chapitre a fait l’objet d’une publication dont les références sont données ci-dessus. La synthèse du travail effectué est présentée en français. La version finale du manuscrit accepté par la revue est insérée par la suite.

This chapter has been published as a scientific paper in Remote Sensing of Environment (vol. 170, p. 255-268, 2015). A synthesis is given in French, followed by the final version of the manuscript of the article as accepted by the Journal.

## 5.1. Synthèse de l'article 2

Dans cette étude, l'algorithme de désagrégation DISPATCH (Merlin et al., 2012, Section 3.2) est utilisé pour désagréger, à 1 km de résolution, l'humidité du sol de SMOS (~ 40 km) sur le site agricole de Kenaston. Celle-ci a préalablement été validée dans le chapitre précédent. Suite à différents travaux présentés dans la littérature, DISPATCH a montré de bonnes performances sur des sites situés dans les zones semi-arides (Merlin et al., 2012b ; Merlin et al., 2013). L'étude actuelle est menée dans l'objectif de généraliser l'algorithme à des conditions particulièrement humides, comme celles rencontrées sur le site de Kenaston, au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10. L'étude teste également la pertinence d'utiliser, dans ces conditions, un modèle linéaire ou un modèle non-linéaire pour relier l'efficacité d'évaporation du sol et l'humidité du sol. Pour l'application de DISPATCH, les données optiques et thermiques de deux capteurs MODIS-Terra et MODIS-Aqua sont utilisées. En raison de la présence des nuages, DISPATCH, utilisant des données satellitaires optiques et thermiques, ne peut être testée que pour deux dates (jours juliens 164 et 165 de 2010) pendant la campagne de terrain CanEx-SM10. Ce qui soulève une limitation importante de la méthode qui sera présentée dans le chapitre suivant. Pour la validation des résultats désagregés, deux sources de données d'humidité du sol sont utilisées : celles mesurées au sol au cours de la campagne de terrain puis agrégées à l'échelle des champs (~ 1 km) et celles dérivées des mesures aéroportées de température de brillance en bande L par inversion du modèle de transfert radiatif L-MEB (section 3.1).

Les résultats ont montré que les cartes d'humidité du sol dérivées du modèle linéaire (moyenne  $\approx 0,33 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et écart-type  $\approx 0,12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) présentent une variabilité spatiale plus importante que celles dérivées du modèle non-linéaire (moyenne  $\approx 0,33 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et écart-type  $\approx$

0,06 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>). Également, des coefficients de corrélation élevés ( $R \geq 0,87$ ) sont obtenus entre les valeurs d'humidité du sol dérivées en utilisant le modèle linéaire et celles dérivées avec le modèle non-linéaire. Des erreurs relativement faibles ( $RMSE \leq 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) et des coefficients de corrélation élevés ( $R \geq 0,72$ ) sont obtenus entre les valeurs d'humidité du sol désagrégées en utilisant les données de MODIS-Terra et celles de MODIS-Aqua.

Comparés aux données d'humidité du sol in situ et à celles inversées à partir du modèle L-MEB, les résultats du modèle non linéaire (L-MEB :  $R \geq 0,70$  ;  $RMSE \approx 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,8$ ) sont plus performants que ceux du modèle linéaire (L-MEB :  $R \geq 0,73$  ;  $RMSE \approx 0,08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 1.6$ ). Ceci contredit les résultats trouvés dans les conditions semi-arides (Merlin et al., 2012b ; Merlin et al., 2013), où le modèle linéaire est plus adapté. En effet, faute de surfaces arides à l'intérieur d'un pixel SMOS donné, l'algorithme considère la température de surface du pixel le moins humide comme une limite sèche, même si son contenu en eau est supérieur à zéro. Par conséquent, dans des conditions de sol très humides,  $T_{s_{max}}$  est sous-estimée. Le modèle linéaire repartit linéairement les conditions de surface à l'intérieur du pixel SMOS considéré sur toute la plage possible pour donner une variabilité spatiale importante de l'humidité du sol à l'échelle de 1 km. En revanche, le modèle non-linéaire est capable de compenser cette sous-estimation systématique de  $T_{s_{max}}$ . Par ailleurs, l'humidité du sol désagrégée a montré une forte sensibilité à  $T_{s_{max}}$ , particulièrement avec le modèle linéaire (sensibilité  $\approx 0,10 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$ ). De ce fait, une approche simple a été proposée pour améliorer l'estimation de  $T_{s_{max}}$ . Les pixels MODIS contenus dans la totalité de la zone d'étude sont considérés pour l'estimation de la limite sèche, plutôt que de tenir compte uniquement de ceux qui sont à l'intérieur du pixel SMOS considéré (Merlin et al., 2012). L'élargissement de la zone permet une variabilité plus importante de l'état de surface, notamment des surfaces

arides. Dans ce cas, le modèle linéaire (L-MEB :  $R \geq 0,72$  ;  $RMSE \approx 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,8$ ) aboutit à de meilleurs résultats par rapport au modèle non-linéaire (L-MEB :  $R \geq 0,64$  ;  $RMSE \approx 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,3$ ). Ceci a permis également de réduire l'incertitude de l'humidité du sol désagrégée liée à l'estimation de  $T_{s_{\max}}$ , notamment celle obtenue avec le modèle linéaire (une sensibilité  $\approx 0.03 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$  comparée à une sensibilité  $\approx 0.10 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$ ) avant l'amélioration de l'estimation de  $T_{s_{\max}}$ .

## **5.2. Article 2**

# Disaggregation of SMOS Soil Moisture over the Canadian Prairies

Najib Djamai <sup>1</sup>, Ramata Magagi <sup>1</sup>, Kalifa Goita <sup>1</sup>, Olivier Merlin <sup>2</sup>, Yann Kerr <sup>2</sup>, Anne Walker

3

<sup>1</sup> CARTEL, Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke (Canada)

<sup>2</sup> Centre d'Études Spatiales de la Biosphère (France)

<sup>3</sup> Environment Canada (Canada)

**Abstract-** In this study, we used the Disaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH) algorithm under very wet soil conditions in Western Canada for the disaggregation of coarse resolution 40-km soil moisture derived from the Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS) satellite. The algorithm relies on the Soil Evaporative Efficiency (SEE), which was estimated using the 1-km resolution data from the MODerate resolution Imaging Spectoradiometer (MODIS). The study aimed to: (i) evaluate DISPATCH under wet soil conditions, (ii) test the linearity/non-linearity of the relationship between soil moisture and SEE, and (iii) propose a more robust procedure to calibrate the SEE model under very wet soil conditions. The disaggregated soil moisture values were compared to 0-5 cm in situ measurements and the soil moisture derived from the L-MEB (L-band Microwave Emission of the Biosphere) model from airborne brightness temperature at 1.4 GHz collected during the Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010 (CanEx-SM10) field campaign. The results show a correlation between 0.7 and 0.8 and bias values  $\sim 0 \text{ m}^3/\text{m}^3$ . The DISPATCH algorithm shows better disaggregation results under very wet soil conditions when a non-linear relationship is considered between SEE and soil moisture instead of a linear model. This is

mainly due to the small variability of surface temperature inside the area covered by the SMOS pixel under very wet soil conditions, and the difficulty in accurately estimating the maximum soil temperature ( $T_{s_{max}}$ ), which is a driving factor for SEE. A sensitivity analysis was conducted and it shows that the linear model performs well only if  $T_{s_{max}}$  can be determined more accurately. The possibility to determine  $T_{s_{max}}$  using high resolution MODIS data over a larger area than the SMOS pixel is examined and discussed in the paper.

**Keywords:** Soil moisture, SMOS, disaggregation, DISPATCH algorithm, Canex-SM10, Canada.

## 1. Introduction

Surface soil moisture has various potential applications such as in hydrology (Elbialy et al., 2014), meteorology (Loew et al., 2013) and agriculture (Narasimhan et al., 2005). This parameter is highly variable both spatially and temporally, as the result of the heterogeneity of soil properties, topography, land cover, rainfall, and evapotranspiration. Remote sensing data can provide frequent and spatially estimates of surface soil moisture (Kerr et al., 2010; Njoku et al., 2003; Wagner et al., 2013). Results from many experimental studies suggest that the L-band in passive mode is optimal for estimating surface soil moisture, due to its greater emitting depth, its lower sensitivity to surface roughness and vegetation effects, and its independence of weather conditions (Njoku et al., 1996; Kerr et al., 2007). The Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite of the European Space Agency (ESA), in orbit since 2 November 2009, is the first L-band passive microwave satellite. One of its objectives is to map surface soil moisture at global scale with accuracy better than  $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  (Kerr et al., 2010). With its innovative technology based on a two-dimensional interferometric radiometer, SMOS is able to estimate soil moisture at a depth of up to 5 cm, with a repeat cycle of less than 3 days

and a spatial resolution of about 40 km. This coarse spatial resolution is adequate for applications at global scale, but it is low for studies at regional and local scales that require data with a resolution of 1 to 10 km (Entekhabi et al., 2010). Spaceborne passive microwave sensors are characterized by their very low spatial resolution in general. The Advanced Microwave Scanning Radiometer - Earth Observing System (AMSR-E), has a resolution of about 60 km resolution, it is less sensitive to soil moisture than the L-band (X and C bands are the lowest frequencies used for soil moisture retrievals). As for the Soil Moisture Active and Passive (SMAP) mission, the spatial resolutions of the passive and active microwave sensors are about 40 km and 3 km, respectively (Entekhabi et al., 2010). To address the problem of scale mismatch between its large-scale passive microwave estimates and local scale applications, SMAP will also provide soil moisture products at 9 km resolution by combining L-band passive and active microwave measurements (Das et al., 2011). Alternative downscaling approaches are based on optical/thermal remotely sensed data (Chauhan et al., 2003; Merlin et al., 2008; Piles et al., 2011).

Optical/thermal satellite sensors provide data at fine spatial resolution and shorter revisit time (1 day) compared to Synthetic Aperture Radar sensors (~15 days). However, despite some potential to monitor soil moisture (Idso et al., 1975; Weidong et al., 2003), their sensitivity to other environmental factors, particularly vegetation cover and weather conditions, makes retrieving soil moisture impractical (Wang et al., 2007) from optical/thermal data alone. However, their synergistic use with passive microwave measurements, which are highly sensitive to soil moisture, appears as a promising approach to retrieve soil moisture at finer scales. Indeed, based on the “universal triangle” concept, Carlson et al. (1994) showed an empirical polynomial relationship between soil moisture, soil temperature and vegetation cover. Since then, efforts are being made to downscale passive microwave soil moisture



estimates using optical/thermal data (Chauhan et al., 2003; Merlin et al., 2008; Piles et al., 2011). However, the downscaling methodologies still need to be validated for a range of hydro-climatic conditions, and subsequently improved. Chauhan et al. (2003) used the universal triangle concept to infer high-resolution soil moisture from coarse resolution soil moisture derived from the Special Sensor Microwave Imager (SSM/I) data and optical data from the Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR). Later, Merlin et al. (2008) improved this approach by using a semi-empirical model to express the relationship between the Soil Evaporative Efficiency (SEE) and near-surface soil moisture. Linear and non-linear models have been proposed to link the evaporative efficiency to soil moisture. However, the performance of each type of model in the disaggregation literature has not yet been extensively discussed. Other, slightly different, disaggregation methods are proposed in the literature. Piles et al., (2011) and Sánchez-Ruiz et al., (2014) suggested the combination of coarse resolution SMOS brightness temperature with the MODIS land surface temperature and Normalized Difference Vegetation Index to disaggregate SMOS soil moisture estimates at MODIS scale. A correlation coefficient of up to 0.72 was found between their results and the ground truth data. Rahimzadeh-Bajgiran et al. (2013) replaced the surface temperature axis in the “universal triangle” space by the difference between the surface temperature and air temperature derived from the North American Regional Reanalysis (NAAR). In addition, to show improvements due to the integration of air temperature into the surface temperature/vegetation index space, these authors found that downscaling methods based on optical/thermal data led to better results for intermediate soil moisture conditions (from 0.12 to 0.22 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>) than for extreme soil moisture conditions. For these cases, further studies are needed. Kim and Hogue (2012) considered various key factors providing information on relative variations in surface wetness conditions. These factors (i.e., surface temperature,

vegetation indexes, and albedo) are derived from MODIS data and used as weighting parameters for downscaling the low resolution AMSR-E soil moisture. Comparing their results with those obtained from the method of Merlin et al. (2008), authors noted that both techniques significantly improve the limited spatial variability of the AMSR-E product.

DISPATCH (DISaggregation based on Physical And Theoretical scale CHange) developed by Merlin et al. (2012a) is an improved version of the algorithm by Merlin et al., (2008). DISPATCH uses a trapezoidal model instead of the “universal triangle” to account for the effect of vegetation water stress at high resolution (Moran et al. 1994) in the derivation of SEE from optical/thermal data. DISPATCH has shown good performance over semi-arid sites located in Australia (Merlin et al., 2012b) and in Spain (Merlin et al., 2013), especially if the linear model is used to express the relationship between SEE and near-surface soil moisture. However, the SEE model considered depends on “temperature end-members” which define the limits of the “universal trapezoid”, meaning soil maximum and minimum temperatures ( $T_{s_{max}}$ ,  $T_{s_{min}}$ ) and vegetation maximum and minimum temperatures ( $T_{v_{max}}$ ,  $T_{v_{min}}$ ). The accuracy of these parameters depends on several factors such as the land cover, the meteorological conditions and the spatial variability of moisture in the study area. Thus, further studies are needed to evaluate the applicability of the DISPATCH algorithm to a wide range of surface conditions.

The objective of this research was to 1) evaluate the applicability of the DISPATCH algorithm to wet soil conditions; 2) analyze the impacts of the linearity of the relationship considered between SEE and the near surface soil moisture; and 3) propose a more robust procedure to use the relationship between SEE and near soil moisture under wet soil conditions for

improved disaggregation results. The area considered experienced very wet soil conditions (above  $0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) during the period of this study.

## **2. Study area**

The study area corresponds to the agricultural site considered in the framework of the SMOS validation effort in Canada. As shown in Figure 5.1.a, it is located in the Canadian Prairies, near Kenaston (Province of Saskatchewan, Canada), within latitudes 51.14 to 51.70 N, and longitudes 105.67 to 106.79 W. A major field campaign, named CanEx-SM10, was organized at the site from 1 to 15 June 2010 for the validation of SMOS data. Detailed information on the field protocols and the collected data (both airborne and ground-based) are available in Magagi et al., (2013), and in the dedicated website at the University of Sherbrooke in Canada (<http://pages.usherbrooke.ca/canexsm10/>).

Figure 5.1.b shows the topography of the site along with soil moisture measurement locations and the SMOS grid centers included in the study site and used in this paper.

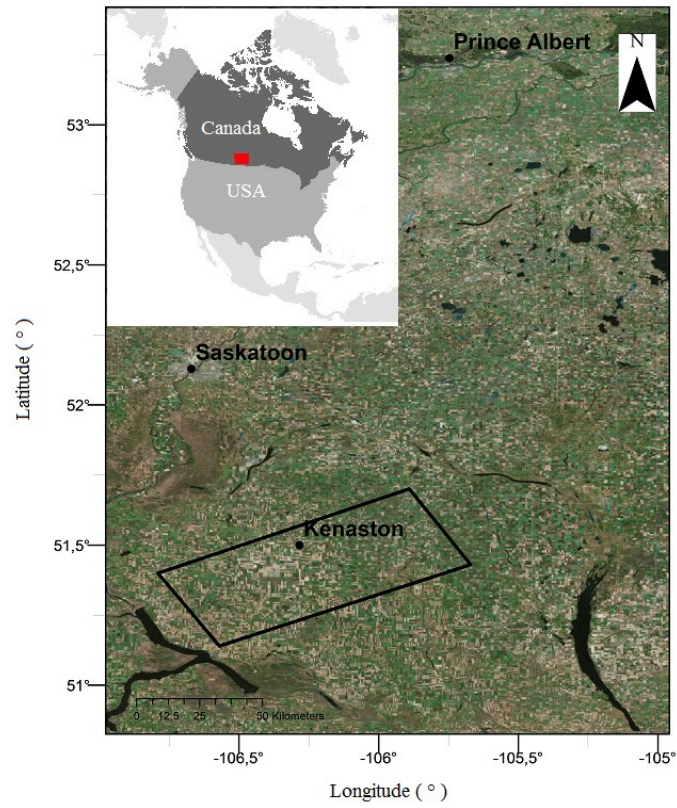


Figure 5. 1.a: Study site

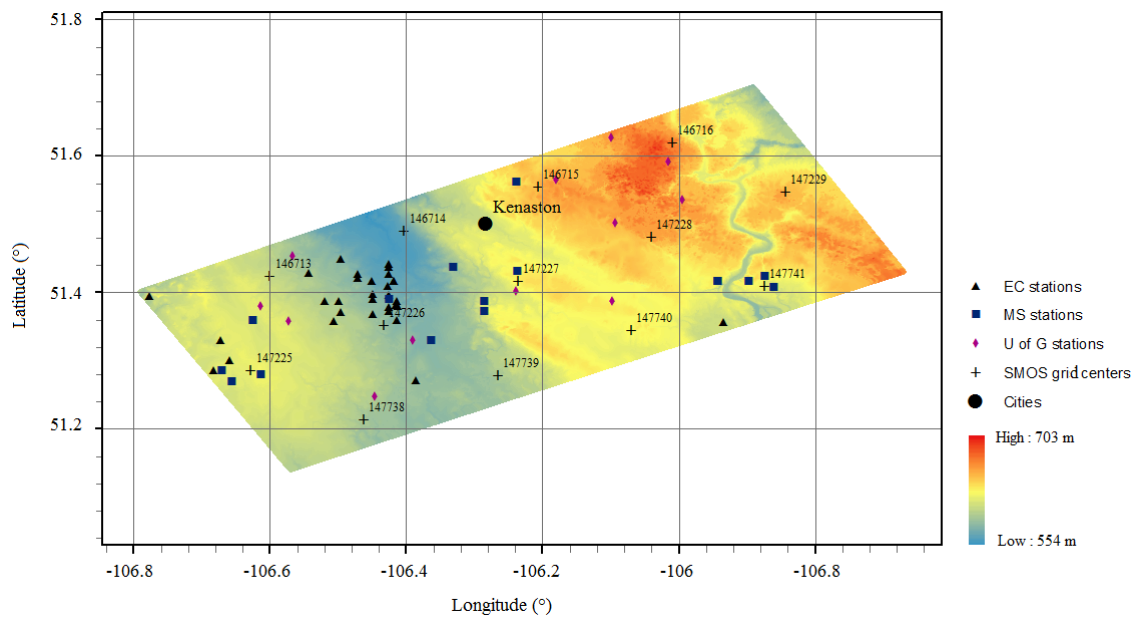


Figure 5.1.b: Digital Elevation Model, the ground-based measurements networks and SMOS grid pixels for the Kenaston site.

### 3. Data description

#### 3.1. Ground measurements

The ground measurements of soil moisture were conducted between 6 a.m. and mid-day over 60 fields. Each field was about 800 x 800 m. Using Steven's Water Hydra Probe sensors, the measurements were taken in each field, at a depth of 0-5 cm, every 100 m at 14 points distributed along two parallel transects 400 m apart. To ensure the **representativeness** of the field data, at each point, three measurements of soil moisture were taken (see the detailed protocol on the dedicated website). These field measurements were calibrated using gravimetric soil moisture samples collected for each field and on each sampling day. For comparison with the disaggregation results at a resolution of 1 km, the average soil moisture was calculated for each field. In addition to soil moisture, other variables measured during the campaign were used in this study. This includes surface roughness and soil texture information (sand and clay fractions).

Figure 5.2 shows the daily cumulative rainfall profile as well as the mean and the standard deviation values of the soil moisture measurements for the 60 agricultural fields during the field campaign period. The high amount of soil moisture results from the abundant rainfall during and prior to the field campaign. As a consequence, agricultural practices were delayed; the fields were almost bare and very wet (Magagi et al., 2013).

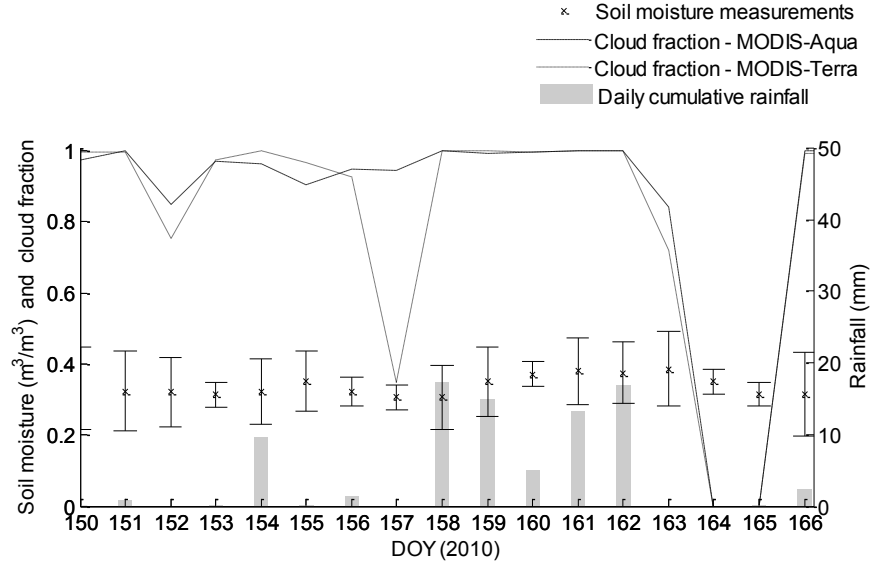


Figure 5. 2: Temporal profile of soil moisture measurements, daily cumulative rainfall, and cloud fraction in MODIS-Aqua and MODIS-Terra acquisitions over the study site, during the CanEX-SM10 field campaign.

### 3.2. Airborne measurements

The L-band dual-polarized airborne brightness temperatures (1.4 GHz) were measured during the campaign at an incidence angle of 40° and a spatial resolution of approximately 2.25 km (<http://canex-sm10.espaceweb.usherbrooke.ca/>; Magagi et al., 2013). These airborne measurements were collected along 16 parallel flight lines covering the entire Kenaston site, by Environment Canada's microwave radiometer mounted on the National Research Council's (NRC) Twin-Otter aircraft at an altitude of 2341 m. Land surface infrared temperature ( $T_{IR}$ ) was simultaneously measured using a thermal radiometer mounted on the aircraft. The airborne brightness temperature measurements were used in this study to estimate soil moisture at the local scale from the inversion of the L-MEB model (Wigneron et al., 2007). The retrieved soil moisture was compared to the disaggregated soil moisture values.

### **3.3. Satellite measurements**

#### **3.3.1. SMOS soil moisture data**

Version 5.01 of SMOS soil moisture (L2 product), published on 16 March 2012, was used. Details on the SMOS soil moisture algorithm are available in Kerr et al., (2012). We performed quality control and validation of the soil moisture product for our study site (Djamai et al., 2015). Due to the well-known underestimation of SMOS soil moisture; we applied a bias correction to the data to better match ground measurements of soil moisture (Gherboudj et al., 2012; Djamai et al., 2015). Estimates of SMOS soil moisture, at both AM and PM overpasses, on 13 SMOS grid centers located over the study area were used to conduct the disaggregation (Figure 5.3.a).

#### **3.3.2. MODIS optical and thermal data**

The MODIS Terra and Aqua products were downloaded through the NASA Land Data Products and Services website ([https://lpdaac.usgs.gov/data\\_access/reverb](https://lpdaac.usgs.gov/data_access/reverb)). Daily land surface temperature (LST) was extracted from MOD11A1 for Terra and MYD11A1 products for Aqua (Figure 5.3.b). The NDVI index was estimated daily from the red band (band 1) and the near-infrared band (band 2) provided by the MOD09GA and MYD09GA products, respectively for Terra and Aqua (Figure 5.3.c). Leaf Area Index (LAI) and the surface emissivity datasets were extracted from MCD15A2 and MYD11A1/EM31 MODIS products respectively. LST and NDVI data were used to downscale SMOS soil moisture estimates for both the ascending and descending overpasses, in particular for the estimation of SEE. The surface emissivity and LAI are used by the L-MEB model to invert soil moisture from airborne measurements. In Figures 3.a and 3.b, the inverse dependence between LST and soil moisture can be clearly seen.

To take advantage of the full range of soil evaporative efficiency at 1 km, only cloud-free MODIS products could be used in the downscaling process. Thus, as indicated in Figure 5.2, which presents the temporal profile of the cloud fraction derived from MODIS products, only two cloud-free days were available during the CanEX-SM10 field campaign: DOY 164 and DOY 165. Despite the two days available SMOS data, this study uses a total of 13 SMOS pixels for two overpasses each day. Aircraft and ground soil moisture measurements collected over 60 sampled fields allowed statistical analyses of the results. Moreover, this dataset offers a special opportunity for the evaluation of DISPATCH under extreme soil moisture conditions, which has not previously been investigated.

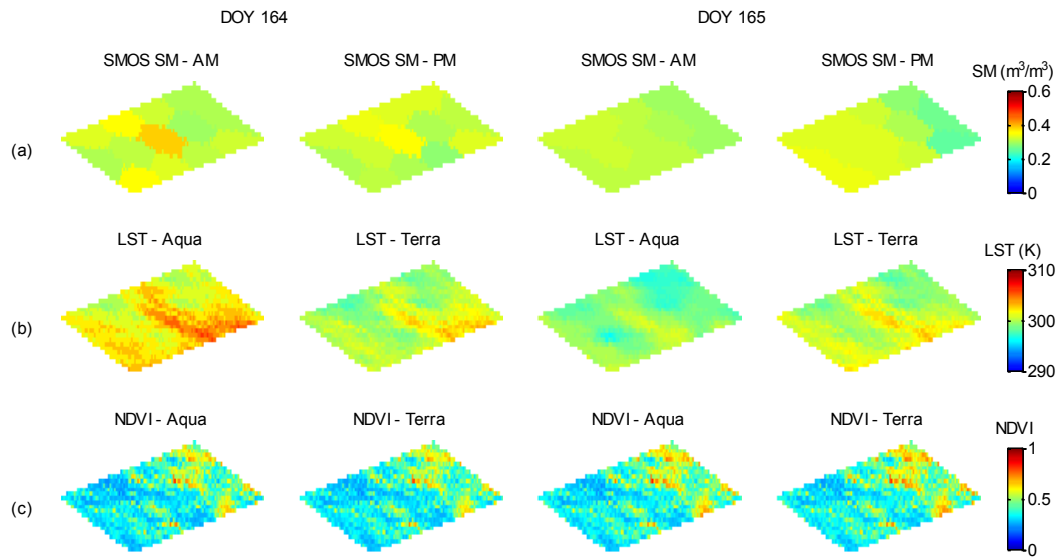


Figure 5. 3: (a) SMOS derived soil moisture, (b) LST and (c) NDVI provided by MODIS/Aqua and MODIS/Terra for the Kenaston site on DOY 164 and 165.

#### 4. Description of DISPATCH disaggregation algorithm

DISPATCH is based on the spatial relationship between the soil evaporative efficiency (SEE), derived from optical and thermal data, and the top layer soil moisture (SM) at fine scale (Merlin et al., 2012a). It involves three steps: 1) the estimation of SEE; 2) the establishment of



a linking model between SEE and SM; and 3) the downscaling of SMOS soil moisture to a finer scale using Equation 1 shown below. Further details of the desegregation method can be found in Merlin et al. (2012a).

$$SM = \langle SM \rangle + \frac{\partial SM}{\partial SEE} (SEE - \langle SEE \rangle) \quad (1)$$

where SM is the disaggregated soil moisture at fine scale (1-km MODIS resolution in this study). SEE is the soil evaporative efficiency estimated using MODIS data at 1-km resolution, and  $\langle SEE \rangle$  is its average value at SMOS pixel scale.  $\langle SM \rangle$  is the SMOS soil moisture (40-km resolution).

SEE is estimated from MODIS optical and thermal data using the model given by Equation 2.

$$SEE = \frac{T_{smax} - T_s}{T_{smax} - T_{smin}} \quad (2)$$

$T_{smax}$  and  $T_{smin}$  are called “temperature end-members”. They represent the maximal and minimal soil temperatures found over the study scale. They are extrapolated from the trapezoidal model (Moran et al., 1994) given by the scatter plot of land surface temperature (LST) versus the vegetation fractional cover ( $f_v$ ) derived from NDVI data.  $T_s$  is the soil skin temperature, calculated from MODIS LST and  $f_v$  as:

$$T_s = \frac{LST - f_v \cdot T_v}{1 - f_v} \quad (3)$$

where  $T_v$  is the vegetation temperature (Moran et al. 1994).

Equation 2 shows that SEE decreases with an increase in  $T_s$  as the soil loses its moisture by evaporation. Thus, it reaches its maximum value ( $SEE = 1$ ) for  $T_s = T_{smin}$  and its minimum value ( $SEE = 0$ ) at  $T_s = T_{smax}$ .

In the literature, the relationship between SEE and near-surface soil moisture (SM) has been reported as:

A linear model (Manabe, 1969):  $SM = SM_p \cdot SEE$  (4)

$SM_p$  is a parameter estimated by considering the SMOS pixel scale; or

A non-linear model (Merlin et al., 2013):  $SEE = \left( \frac{SM}{SM_{sat}} \right)^p$  (5)

$p$  is a parameter estimated by considering the SMOS pixel scale, and  $SM_{sat}$  is the saturated soil moisture estimated according to Cosby et al. (1984).

## 5. Methodology

The application of the DISPATCH algorithm to SMOS soil moisture and the validation process for the results are schematically presented in Figure 5.4; details are given in sections 5.1 and 5.2. We made two assumptions in this work. The soil moisture pattern is assumed to be spatially persistent for a few hours after the SMOS overpass to overcome the mismatch between the ground soil moisture measurement time (from ~ 6 a.m. to ~ 11 a.m.) and SMOS overpass times (6 a.m./p.m.) and MODIS Aqua/Terra overpass times (1 p.m. and 10 a.m., respectively). If no rainfall occurs between the acquisition times of these measurements, the assumption is generally met. It is also assumed that the land surface temperature derived from MODIS data has a horizontal spatial correlation with the 0–5 cm soil temperature (Nishida et al., 2003) to overcome the mismatch of the soil moisture and surface temperature sensing depths.

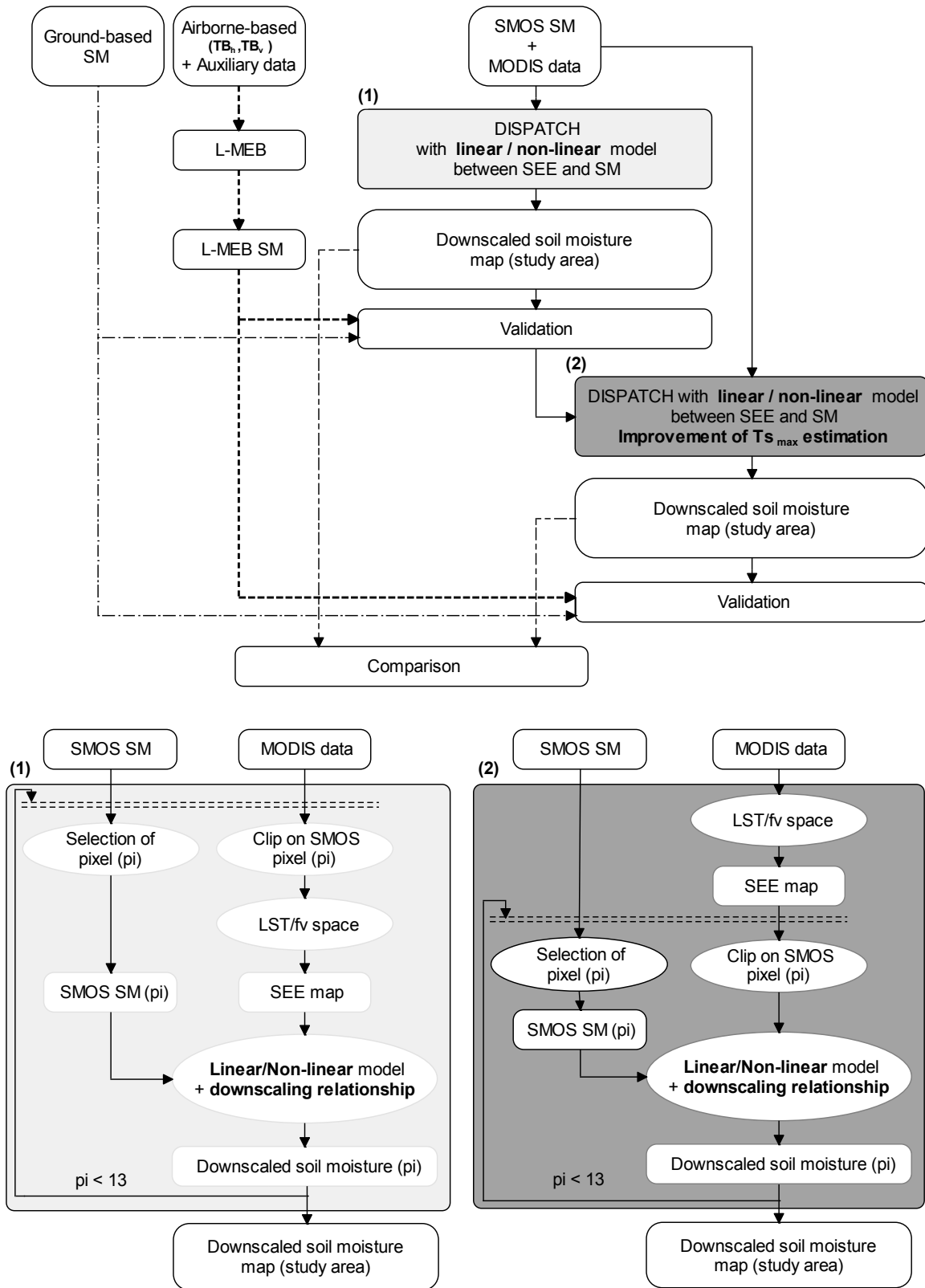


Figure 5. 4: Schematic diagram of the methodology

### 5.1. Application of DISPATCH algorithm to SMOS soil moisture

SMOS soil moisture data and cloud-free MODIS images acquired over the Kenaston site during the CanEx-SM10 field experiment were used to estimate soil moisture at 1 km scale from the DISPATCH algorithm (Merlin et al., 2012a). In total, 13 SMOS pixels, 2 acquisition times, 2 days, 2 MODIS datasets and 2 linearity modes were considered.

To generate daily SEE maps (Equation 2) using MODIS/Aqua and MODIS/Terra datasets, DISPATCH, which was developed under high spatial variability of soil moisture (Merlin et al, 2012b; 2013), is applied to CanEx-SM10's very wet soil conditions. The estimation of the “temperature end-members” was only based on the high-resolution optical/thermal data within each SMOS pixel. Thus, the scatter plots of the vegetation fractional cover  $f_v$  versus the surface temperature LST and the SEE maps were generated for each SMOS pixel.

As a second step, in order to overcome a limitation of DISPATCH encountered for very wet soil conditions: underestimation of  $Ts_{max}$ , we proposed a simple method to improve the accuracy of  $Ts_{max}$  so that it will be representative of a dry soil (water content  $\approx 0 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^3$ ). Thus, instead of considering each SMOS pixel independently, the estimation of the “temperature end-members” was based on the high-resolution optical/thermal data within the entire study site. Enlarging the research area allows the consideration of a wider range of surface conditions, namely dry pixels. Thus, instead of considering each SMOS pixel independently, the estimation of the “temperature end-members” was based on the high-resolution optical/thermal data encountered within the entire study site. Therefore, for each of the two MODIS datasets, a unique scatter plot of  $f_v$ /LST and a unique SEE map were produced for the entire study area (33 km x 71 km). Considering that the grid cells of a typical global climate model are about 100 - 300 km (Salathé et al., 2010;

<http://scied.ucar.edu/longcontent/climate-modeling>), we assume that the uniformity of the atmospheric forcing could be accepted like in the simulations of the Canadian Global Climate Model (CGCM) carried out on a grid of about 415 km x 415 km (Flato et al., 2000; Scinocca et al., 2008) and of the Canadian Regional Climate Model (CRCM) whose grid spacing is about ~ 50 km (Laprise, 2008).

To test the linearity of the relationship between SEE and SM (Equation 2) under very wet soil conditions, both linear and non-linear models were used in Equation 1 to generate soil moisture at 1-km scale.

## **5.2. Validation with ground-based data**

For validation purposes, we compared the 1-km downscaled soil moisture to the ground-based soil moisture data collected during the field campaign. First, ground soil moisture data were calculated for each field as the average of the contained point measurements. Only SMOS day-time overpass data were used because of the constraints imposed by the field data acquisition times.

## **5.3. Comparison to L-MEB inversion**

The SMOS downscaled soil moisture was also compared to the soil moisture estimated by inverting the L-MEB model. We used the L-band airborne brightness temperature ( $Tb_h, Tb_v$ ) measurements. The main unknowns in the model were the soil temperature ( $Ts$ ) and optical thickness ( $\tau$ ).  $Ts$  was estimated from Equation 6, where  $T_{IR}$  is the infrared temperature measured by the thermal radiometer mounted on board the Twin Otter aircraft, and  $e$  is the soil emissivity which was extracted from the MODIS data.

$$Ts = e.T_{IR} \quad (6)$$

$\tau$  was estimated from the MODIS LAI product according to Equation 7 (Kerr et al., 2012):

$$\tau = b_v \cdot LAI \quad (7)$$

where  $b_v$  is an empirical parameter equal to 0.06 for low vegetation.

First  $Tb_h$ ,  $Tb_v$  and  $Ts$  were re-sampled to the MODIS grid (1 km x 1 km). Then, an iterative process was used to determine the soil moisture value that minimizes the root mean square error (RMSE) between the modeled and the measured brightness temperatures at H and V polarizations. Finally, the retrieved soil moisture values at 1-km resolution using L-MEB were compared to the downscaled soil moisture using the DISPATCH algorithm.

#### 5.4. Sensitivity analysis

As described above, the disaggregation method is based on the soil evaporative efficiency, which in turn depends on temperature end-members. For wet soil conditions, the estimation of the dry edge  $Ts_{max}$  is not obvious. We conducted a sensitivity analysis to understand the effect of a small variation of  $Ts_{max}$  in the extrapolated value on the downscaled soil moisture, in order to evaluate the stability of the model under wet soil conditions. Thus, the partial derivative of the downscaling relationship (Equation 1) with respect to  $Ts_{max}$  ( $dSM/dTs_{max}$ ) was computed for different soil temperatures between  $Ts_{min}$  and  $Ts_{max}$ .

### 6. Results

#### 6.1. Disaggregation of SMOS soil moisture data

Soil moisture results obtained from DISPATCH downscaling algorithm (Merlin et al., 2012a) are presented and validated using ground measurements of soil moisture. Comparison of the results with L-MEB derived soil moisture using airborne data is also conducted. It is followed by a sensitivity analysis of the downscaled soil moisture to  $Ts_{max}$ .

### 6.1.1. Soil moisture maps

The maps of 1-km downscaled soil moisture for DOY 164 and 165 for the day-time and the night-time overpasses obtained from SMOS/MODIS (Terra and Aqua) data and the use of linear and non-linear models between SEE and SM are shown in Figure 5.5.a.

The results from the linear and non-linear models better captured the spatial patterns of soil moisture at fine scale (Figure 5.5.a) than the coarse resolution SMOS data (Figure 5.3.a). In accordance with the topography of the study site, very wet soils were identified in the north-eastern and the central parts of the site. The decrease in soil moisture observed from DOY 164 to DOY 165 (successive no rainy days), following a rainy period (before 164), was effectively captured by SMOS and was also reproduced at higher resolution.

Table 5.1 shows that the different downscaled soil moisture maps have a very similar spatial mean value ( $\approx 0.33 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). This explains the zero biases generally found between these maps (Table 5.2). However, the maps derived using the linear model have higher spatial dynamics ( $std \approx 0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) than those derived from the non-linear model ( $std \approx 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). This remark can be also noticed through the Figure 5.5.a.

The downscaled soil moisture maps derived from the SMOS/Aqua combination and SMOS/Terra combination show very similar spatial patterns (Figure 5.5.a). Table 5.2 presents the statistics for the two datasets: correlation coefficients from 0.72 to 0.91, RMSE values from 0.01 to 0.05  $\text{m}^3/\text{m}^3$ , zero biases, and slopes varying from 0.68 to 0.88. Analyses of the spatial difference in soil moisture maps between the SMOS/Aqua combination and SMOS/Terra combination were also conducted (Figure 5.5.b). The results indicate that SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations are closer for DOY 164 compared to DOY 165 and much more for the non-linear model compared to the linear model.

High spatial correlation coefficients ( $R$  from 0.87 to 0.94, Table 5.2) were also obtained between the downscaled soil moisture maps using the linear and non-linear models. However, Table 5.2 shows higher RMSE values ( $\sim 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) and lower slopes ( $\sim 0.5$ ) between the soil moisture maps derived from the two models, compared values found when comparing maps derived from the SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations. Compared to Figure 5.5.a, the spatial difference in soil moisture maps between the linear and non-linear models (Figure 5.5.c) shows the highest values over the driest and the wettest pixels.

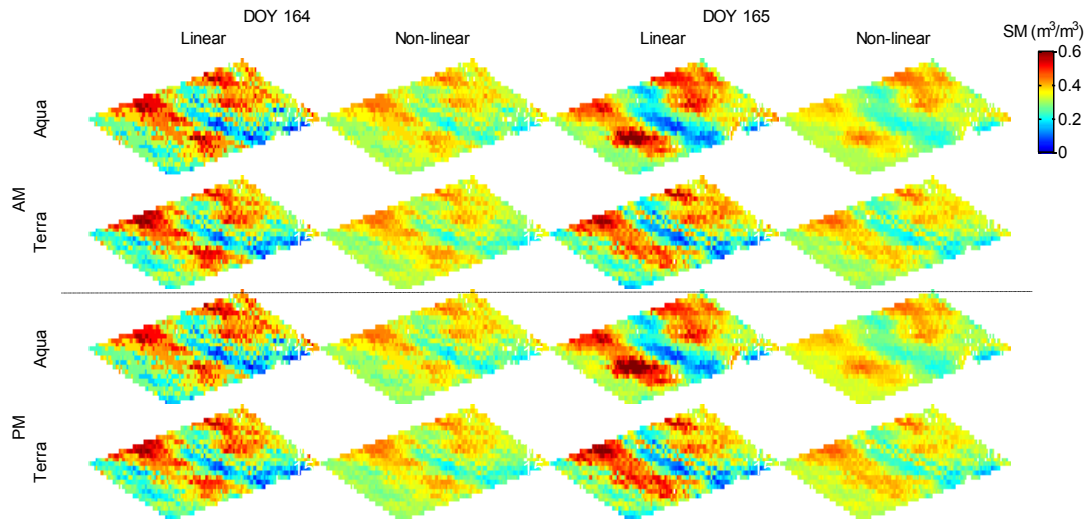


Figure 5. 5.a: Downscaled soil moisture provided by SMOS/Terra and SMOS/Aqua combinations, linear and non-linear models, on DOY 164 and 165, ascending (AM) and descending (PM) SMOS overpasses.

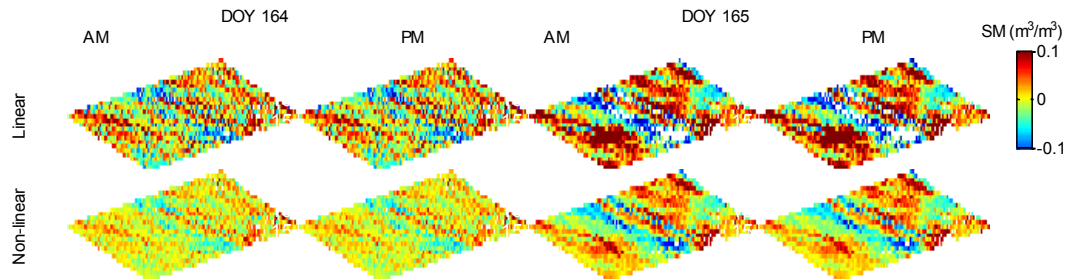


Figure 5. 5.b: Spatial difference in soil moisture maps between SMOS/Aqua combination and SMOS/Terra combination using the linear and non-linear models.



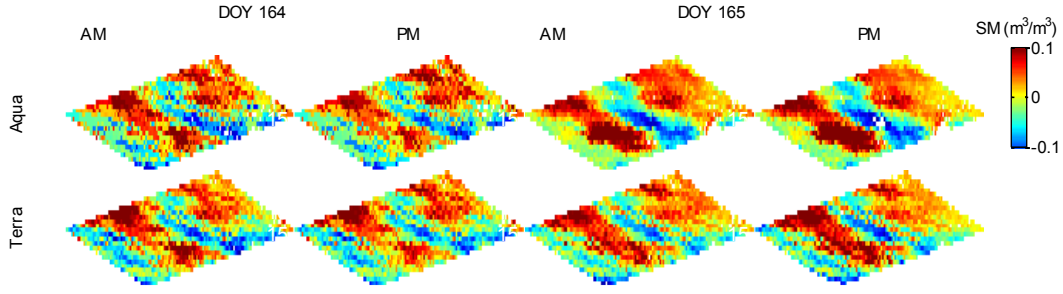


Figure 5. 5.c: Spatial difference in soil moisture maps between the linear and non-linear models for both SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations.

Table 5.1: Mean, standard deviation, minimum and maximum values of the downscaled soil moisture maps.

Model	DOY	Time	Aqua				Terra			
			Mean (m³/m³)	Std. (m³/m³)	Min (m³/m³)	Max (m³/m³)	Mean (m³/m³)	Std. (m³/m³)	Min (m³/m³)	Max (m³/m³)
Linear	164	AM	0.33	0.12	0.00	0.63	0.33	0.11	0.02	0.61
Linear	164	PM	0.33	0.12	0.00	0.61	0.32	0.11	0.02	0.59
Linear	165	AM	0.33	0.11	0.06	0.70	0.32	0.11	0.04	0.59
Linear	165	PM	0.34	0.12	0.06	0.74	0.33	0.12	0.04	0.62
Non-linear	164	AM	0.33	0.06	0.14	0.47	0.33	0.06	0.14	0.46
Non-linear	164	PM	0.33	0.06	0.15	0.47	0.33	0.06	0.16	0.46
Non-linear	165	AM	0.32	0.06	0.16	0.46	0.32	0.06	0.14	0.47
Non-linear	165	PM	0.33	0.06	0.13	0.46	0.33	0.06	0.08	0.47

Table 5.2: Correlation coefficients, RMSE, bias and slope values between the downscaled soil moisture maps estimated from (a) MODIS Aqua and MODIS Terra data using the linear and non-linear models, and (b) the linear and non-linear models for both SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations

(a) Aqua/Terra							(b) Linear/non-linear				
DOY	Time	Model	R	RMSE (m3/m3)	Bias (m3/m3)	Slope	Sensor	R	RMSE (m3/m3)	Bias (m3/m3)	Slope
164	AM	Linear	0.86	0.02	0.00	0.86	Aqua	0.93	0.06	0.00	0.48
164	PM	Linear	0.86	0.02	0.00	0.86	Aqua	0.94	0.06	0.00	0.51
165	AM	Linear	0.73	0.05	-0.01	0.68	Aqua	0.94	0.06	-0.01	0.50
165	PM	Linear	0.72	0.05	-0.01	0.68	Aqua	0.87	0.07	-0.01	0.47
164	AM	Non-linear	0.90	0.02	0.00	0.88	Terra	0.93	0.06	0.00	0.49
164	PM	Non-linear	0.91	0.01	0.00	0.88	Terra	0.94	0.06	0.00	0.51
165	AM	Non-linear	0.76	0.05	0.00	0.75	Terra	0.93	0.05	0.00	0.54
165	PM	Non-linear	0.80	0.04	0.00	0.76	Terra	0.88	0.06	0.00	0.50

### 6.1.2. Validation and comparison

The scatter plots of the downscaled soil moisture versus the ground-based soil moisture and the L-MEB derived soil moisture are presented in Figure 5.6 and Figure 5.7, respectively. They indicate that, for a given model, comparable statistical results were obtained from SMOS/Terra and SMOS/Aqua derived soil moisture maps. They show low biases for both linear and non-linear models (from -0.01 to 0.04 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>) and slightly better correlation coefficients with the linear model (from 0.50 to 0.60 for ground-based data; from 0.73 to 0.80 for L-MEB derived soil moisture) compared to the non-linear model (from 0.37 to 0.51 for ground-based data; from 0.70 to 0.78 for L-MEB derived soil moisture). The low correlation with ground-based data might be the result of the low variability of soil moisture between the measured fields or the spatial representativeness of in situ measurements at the downscaling resolution.

To check the significance of the correlation coefficients found between the soil moisture datasets, the Pearson H0 statistical test was applied. The null hypothesis “H0: X and Y are linked (X and Y are the two soil moisture datasets)” was considered with different thresholds. The results indicated that the correlation between the downscaled soil moisture and L-MEB derived soil moisture was significant at  $p < 0.05$ . But the correlation between the downscaled soil moisture and the ground-based measurements was significant only when  $p < 0.10$ .

In terms of RMSE, the downscaled soil moisture data resulting from the non-linear model ( $\text{RMSE} \approx 0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , compared to both ground-based data and L-MEB derived soil moisture) are more accurate than those from the linear model ( $\text{RMSE} \approx 0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). Furthermore, in contrast to the non-linear model, both Figures 5.6 and 5.7 show that the downscaled soil moisture values resulting from the linear model vary over a broader range (from about 0 to

0.50 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>) compared to the ground-based data (0.25 to 0.45 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>) and the L-MEB derived soil moisture (0.18 to 0.5 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>). As a consequence, a slope varying from about 1.4 to 1.9 was observed for the scatter plots using the linear model, while it was close to 1 (about 0.6 to 0.9) for the non-linear model.

These results indicate that under very wet soil conditions, the non-linear model leads to better results than the linear model. This may be due to the fact that the estimated  $Ts_{max}$  could be lower than its real value, given the difficulty of finding a dry surface inside the SMOS pixel to calibrate it properly. Consequently, the linear model linearly stretches the soil moisture values over a wider range than in reality, thus giving scatter plots characterized by pronounced slopes ( $> 1.4$ ) as shown in Figures 5.6 and 5.7. The non-linear model is able to compensate for systematic underestimation of  $Ts_{max}$  under generally wet conditions within the SMOS pixel. To further investigate the role of  $Ts_{max}$  on the downscaled soil moisture, a sensitivity analysis was conducted.

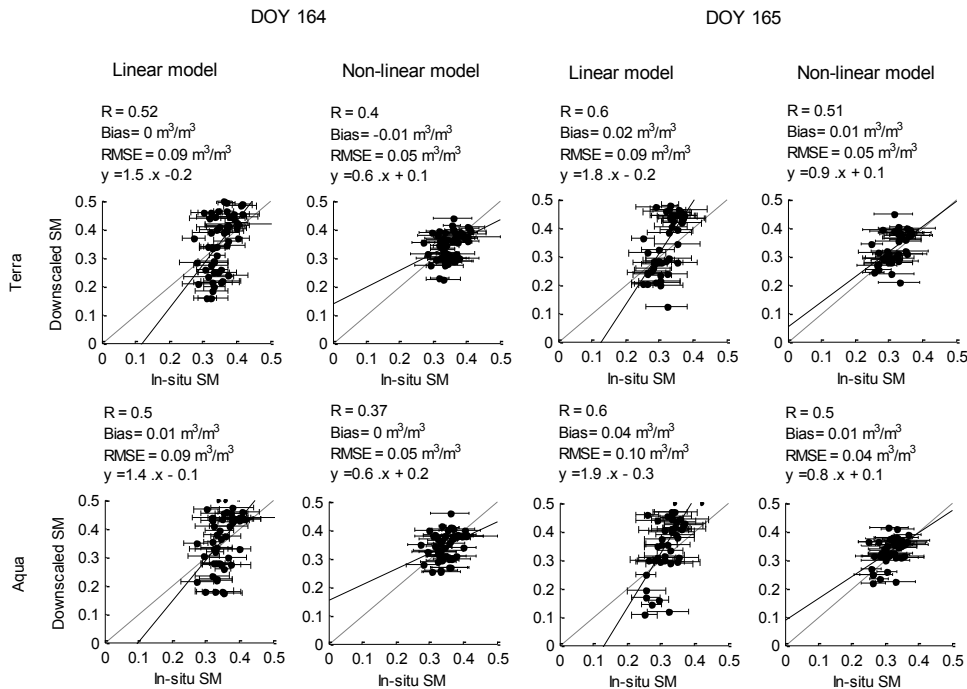


Figure 5. 6: Day-time downscaled soil moisture compared to in situ soil moisture.

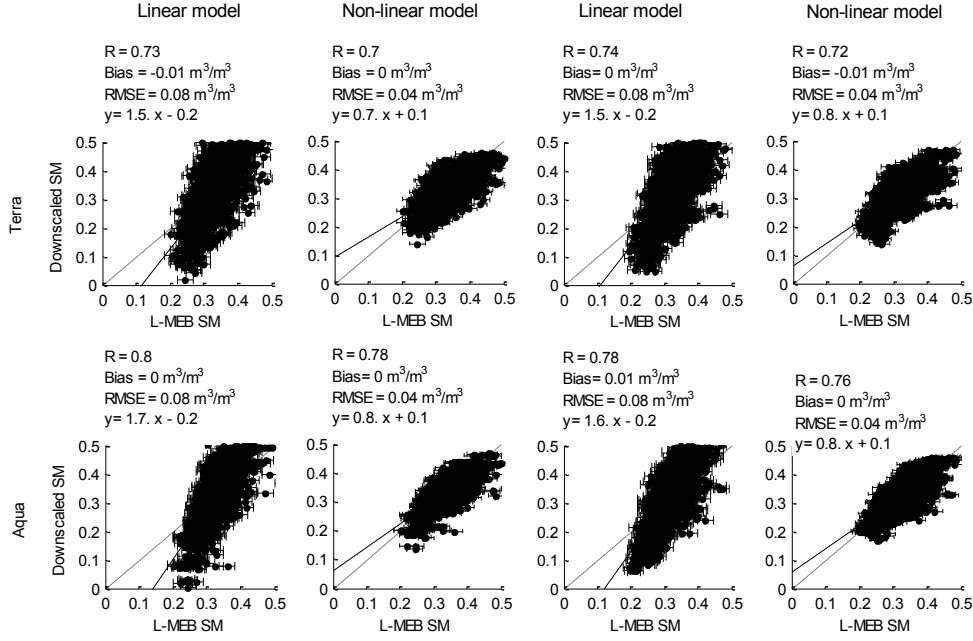


Figure 5. 7: Day-time downscaled soil moisture compared to L-MEB derived soil moisture.

### 6.1.3. Sensitivity study

Figure 5.8 presents  $dSM/dT_{smax}$  as a function of  $T_{smax}$  for two selected SMOS pixels located within the study site. The vertical bold and dotted lines (not presented when lower than the origin of the x axis) represent respectively the extrapolated  $T_{smax}$  and  $T_{smin}$  values (Section 6.1.1), referred here as  $T_{smax-mod}$  and  $T_{smin-mod}$ . Results show that the sensitivity of the downscaled soil moisture to  $T_{smax}$  decreases with an increase of  $T_{smax} - T_{smin}$  and is highly related to the model used to express the relationship between SEE and SM.

For the linear model, the sensitivity is higher than  $0.10 \frac{m^3}{m^3} / K$  for a value of  $T_{smax-mod}$  close to  $T_{smin-mod}$  (DGG ID: 147227); it becomes lower ( $< 0.04 \frac{m^3}{m^3} / K$ ) otherwise (DGG ID: 147225). For the non-linear model, the downscaled soil moisture was more stable as a function of  $T_{smax}$ . The sensitivity is about  $0.05 \frac{m^3}{m^3} / K$  for a value of  $T_{smax-mod}$  close to  $T_{smin-mod}$ ,

and about  $0.01 \frac{\text{m}^3}{\text{m}^3} / \text{K}$  otherwise.

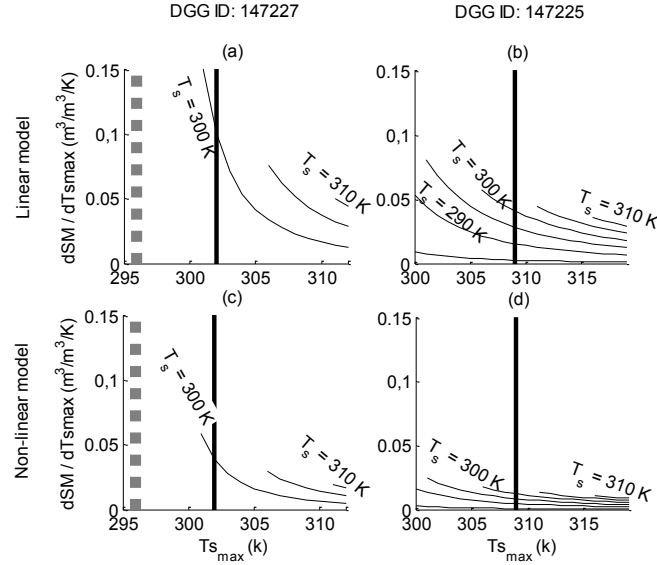


Figure 5. 8: The sensitivity of downscaled soil moisture to  $T_{s_{\max}}$

Under conditions of low spatial variability of soil moisture, these results showed that the downscaled soil moisture is significantly sensitive to  $T_{s_{\max}}$ , and much more so using the linear model. Subsequently, we presented the possibility of improving the estimated  $T_{s_{\max}}$  using the neighboring soil conditions. The idea is to determine the  $T_{s_{\max}}$  value more representative of a dry soil (water content  $\approx 0 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) in order to reduce the dependence of the downscaled soil moisture on  $T_{s_{\max}}$ .

## 6.2. Improvement of $T_{s_{\max}}$

Here, we proposed to improve the already estimated  $T_{s_{\max}}$  value (Section 5.1). Soil moisture results obtained from DISPATCH downscaling algorithm using the improved  $T_{s_{\max}}$  value are presented and validated with ground measurements of soil moisture. Comparison of the results with L-MEB derived soil moisture using airborne data is also conducted. It is followed by a sensitivity analysis to evaluate the stability of the downscaled soil moisture to the improved value of  $T_{s_{\max}}$ .

### 6.2.1. Soil moisture maps

The maps of 1-km downscaled soil moisture using the improved value of  $TS_{max}$  are shown in Figure 5.9.a. The same observations previously made (Section 6.1.1) can be repeated here for the spatial distribution of soil moisture (Figure 5.9.a and Table 5.3) and the statistics between the different maps (Table 5.4). Nevertheless, although Tables 5.1 and 5.3 show a similar spatial average for the downscaled soil moisture maps ( $\approx 0.33 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ), lower spatial variability are observed in Figure 5.9.a compared to Figure 5.5.a (in Table 5.3,  $\text{std} \leq 0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $\text{std} \leq 0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , respectively for the linear and non-linear models). As for the spatial difference in soil moisture maps, obtained from SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations and from the linear and non-linear models, the same observations previously made for Figures 5.b and 5.c can also be repeated (Figures 9.b and 9.c). However, lower linear/non-linear differences were noted for DOY 165 compared to DOY 164, especially for maps derived from the SMOS/Aqua combination.

From the analysis of the results, it appears that the use of the improved value of  $TS_{max}$  does not modify the spatial pattern of soil moisture over the study site (i.e., the location of the wettest and driest pixels); it only changes the absolute value of soil moisture at fine scale.

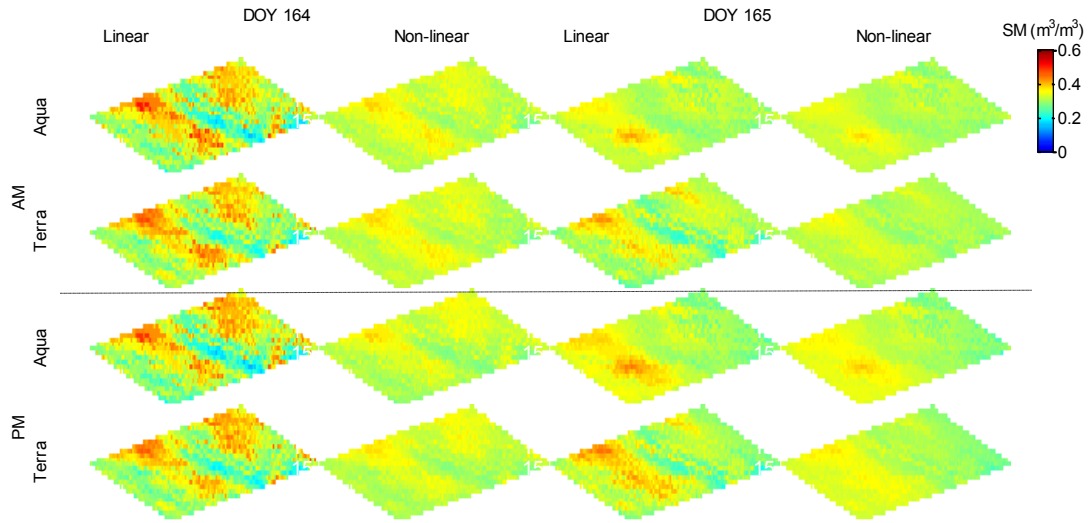


Figure 5. 9.a: Downscaled soil moisture from the use of the improved value of  $Ts_{max}$ , SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations, linear and non-linear models, day-time and night-time SMOS overpasses on DOY 164 and 165.

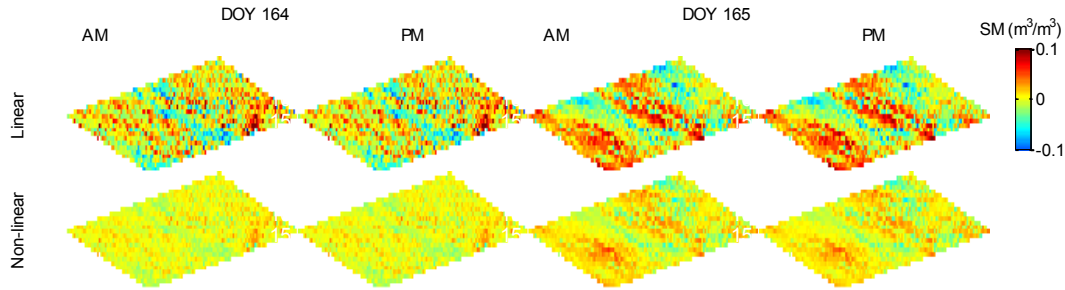


Figure 5. 9.b: Spatial difference in soil moisture maps between SMOS/Aqua combination and SMOS/Terra combination from the use of the linear and non-linear models and the improved value of  $Ts_{max}$ .

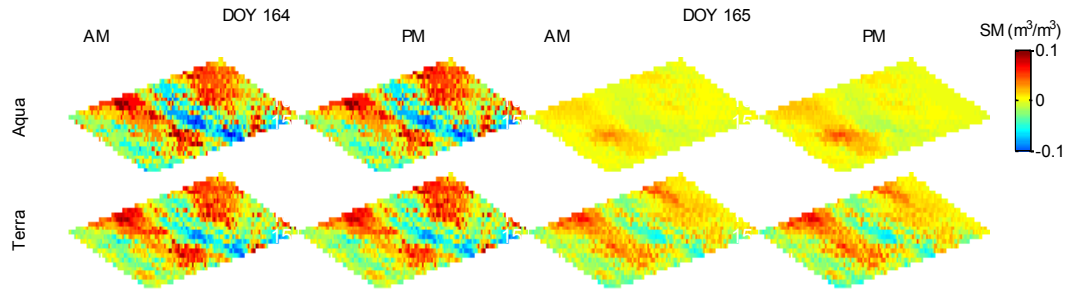


Figure 5.9.c: Spatial difference in soil moisture maps between the linear and non-linear models for both SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations and the use of the improved value of  $Ts_{max}$ ).

Table 5.3: Mean, standard deviation, minimum and maximum values of the downscaled soil moisture maps using the improved value of  $Ts_{max}$ .

			Aqua				Terra			
Model	DOY	Time	Mean (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Std. (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Min (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Max (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Mean (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Std. (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Min (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Max (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )
Linear	164	AM	0.33	0.07	0.14	0.50	0.33	0.06	0.15	0.48
Linear	164	PM	0.32	0.07	0.15	0.49	0.32	0.06	0.16	0.48
Linear	165	AM	0.32	0.03	0.25	0.42	0.31	0.04	0.20	0.43
Linear	165	PM	0.32	0.04	0.23	0.45	0.32	0.04	0.19	0.45
Non-linear	164	AM	0.33	0.02	0.25	0.39	0.33	0.02	0.25	0.38
Non-linear	164	PM	0.32	0.02	0.25	0.38	0.32	0.02	0.26	0.38
Non-linear	165	AM	0.32	0.02	0.26	0.38	0.31	0.02	0.25	0.36
Non-linear	165	PM	0.32	0.03	0.23	0.40	0.32	0.03	0.22	0.37

Table 5.4: Correlation coefficients, RMSE, bias and slope values between the downscaled soil moisture maps estimated from the use of the improved value of  $Ts_{max}$  and (a) MODIS Aqua and MODIS Terra data using the linear and the -linear models, and (b) the linear and non-linear models for both SMOS/Aqua and SMOS/Terra combinations.

(a) Aqua/Terra							(b) Linear/non-linear				
DOY	Time	Model	R	RMSE (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Bias (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Slope	Sensor	R	RMSE (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Bias (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Slope
164	AM	Linear	0.85	0.04	0.00	0.75	Aqua	0.94	0.05	0.00	0.31
164	PM	Linear	0.86	0.03	0.00	0.76	Aqua	0.98	0.04	0.00	0.34
165	AM	Linear	0.64	0.04	0.00	0.69	Aqua	0.99	0.01	0.00	0.73
165	PM	Linear	0.62	0.04	0.00	0.73	Aqua	0.98	0.01	0.00	0.79
164	AM	Non-linear	0.89	0.01	0.00	0.86	Terra	0.94	0.04	0.00	0.34
164	PM	Non-linear	0.88	0.01	0.00	0.82	Terra	0.98	0.04	0.00	0.36
165	AM	Non-linear	0.67	0.02	0.00	0.48	Terra	0.96	0.02	0.00	0.41
165	PM	Non-linear	0.84	0.02	0.00	0.73	Terra	0.85	0.03	0.00	0.49

### 6.2.2. Validation and comparison

Figures 5.10 and 5.11 present the scatter plots of the downscaled soil moisture versus the ground-based soil moisture and the L-MEB derived soil moisture, respectively. They show low biases for both the linear and non-linear models (from -0.01 to 0.01 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>), comparable RMSE values (from 0.03 to 0.05 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup>), slightly better correlation coefficients with the linear model and better correlation between the downscaled results and the L-MEB derived soil moisture (R from 0.49 to 0.79) than the ground data (R from 0.30 to 0.52).



However, compared to the results shown in Figures 5.6 and 5.7, the range of the downscaled soil moisture is narrower (Figures 5.10 and 5.11). For the linear model, it is similar to that of the ground data, except for SMOS/Aqua derived soil moisture on DOY 165. As a result, using the improved  $Ts_{max}$  value under very wet soil conditions leads to a slope varying from 0.6 to 1, with the linear model. For the non-linear model, weak results are obtained (slopes from 0.2 to 0.3), in contrast to the results previously found (Section 6.1.2).

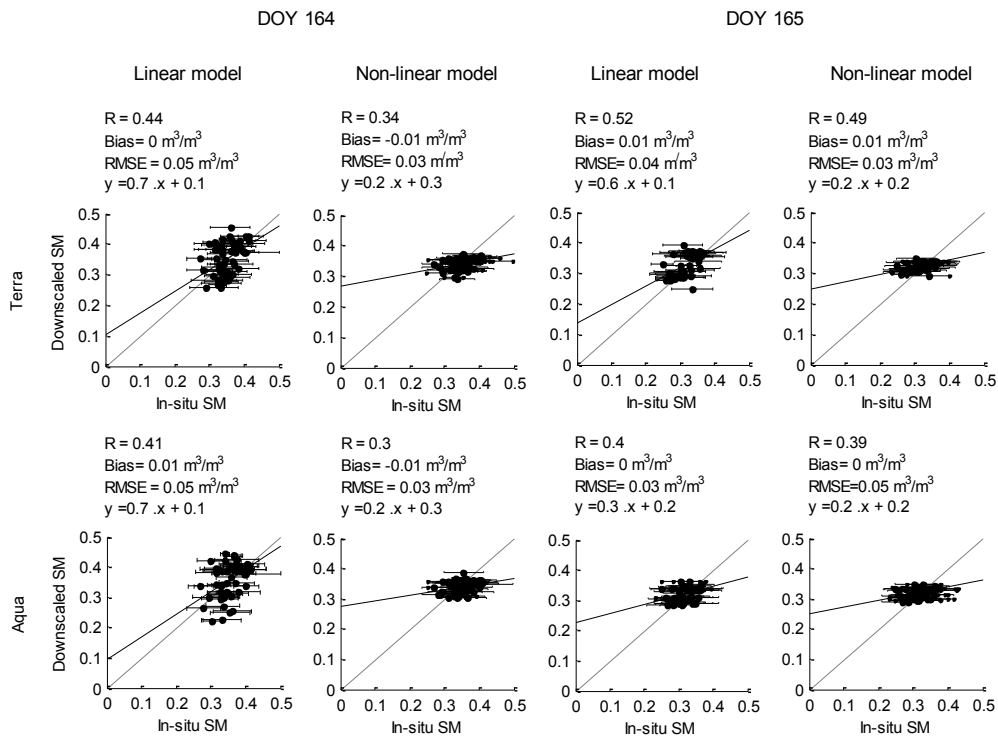


Figure 5. 10: Day-time downscaled soil moisture compared to in situ soil moisture.

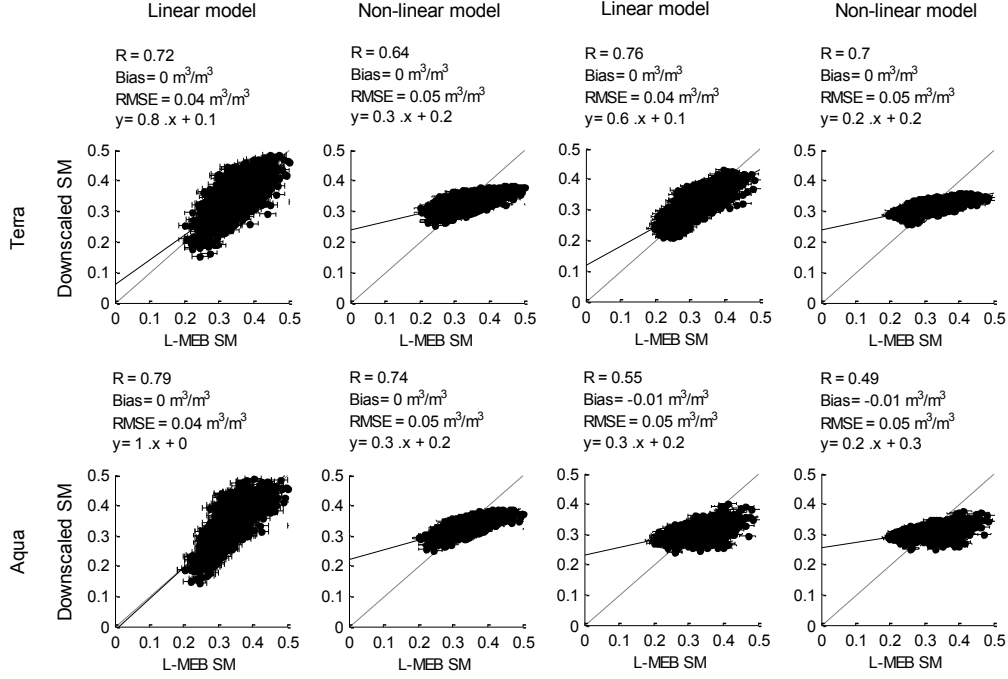


Figure 5. 11: Day-time downscaled soil moisture compared to L-MEB derived soil moisture.

In summary, the results show that under very wet soil conditions the non-linear model between SEE and SM provides better downscaled soil moisture from DISPATCH as used by Merlin et al. (2012b). By improving the estimation of  $T_{s_{max}}$ , the linear model between SEE and SM performs better. A sensitivity analysis was conducted to evaluate the stability of the downscaling method by using the improved value of  $T_{s_{max}}$ .

### 6.2.3. Sensitivity study

Figure 5.12 presents  $dSM/dT_{s_{max}}$  as a function of  $T_{s_{max}}$  for the two selected SMOS pixels located within the study site. The vertical bold line represents the extrapolated  $T_{s_{max}}$  value (Section 6.2.1) referred here as  $T_{s_{max-mod}}$ . Since  $T_{s_{min-mod}}$  is lower than the origin of the x axis, it is not presented in Figure 5.12. Results show that the downscaled soil moisture varies very slightly as a function of  $T_{s_{max}}$ , for both the linear and non-linear models. In fact, a variation of 1 K in  $T_{s_{max}}$ , from  $T_{s_{max-mod}}$  (red axis), generates a variation of the

downscaled soil moisture lower than  $0.03 \frac{m^3}{m^3}$  and  $0.01 \frac{m^3}{m^3}$  for the linear and the non-linear models, respectively. By comparing Figures 5.12 and 5.8, it can be seen that the downscaled soil moisture results obtained using the improved value of  $T_{s_{max}}$  are less affected by  $T_{s_{max}}$  than those obtained with DISPATCH as used in Merlin et al. (2012b). The proposed method allows searching for  $T_{s_{max}}$  in a wider area, and appears as an interesting way to reduce the impact of its uncertainty on the disaggregation process.

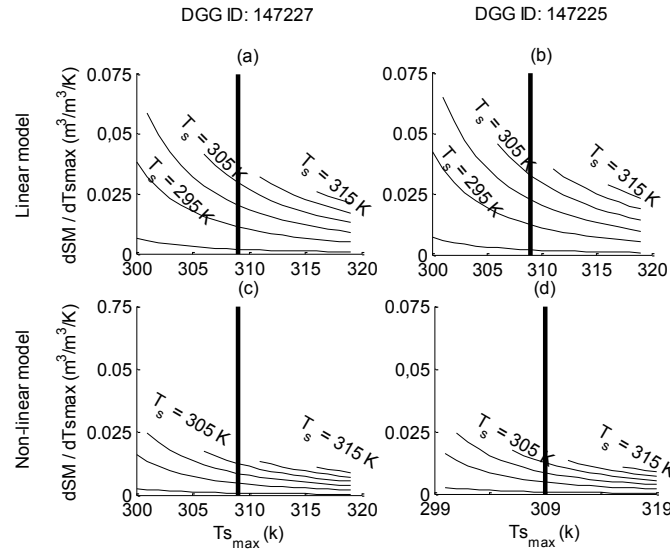


Figure 5. 12: Sensitivity of the downscaled soil moisture to the improved  $T_{s_{max}}$ .

## 7. Discussion and conclusion

DISPATCH, a physically-based downscaling algorithm, was used in this paper to downscale the 40-km resolution SMOS soil moisture estimates over the agricultural site of the CanEx-SM10 field campaign. The algorithm relies on the spatial link between the optical/thermal derived Soil Evaporative Efficiency and near-surface soil moisture. Since DISPATCH provided good results over semi-arid areas (Merlin et al., 2012b; Merlin et al., 2013), the objective of the present work was to evaluate its applicability for other soil moisture conditions, in particular the very wet conditions encountered during CanEx-SM10. This study

also tested the suitability of using the linear or non-linear relationship between the Soil Evaporative Efficiency derived from MODIS data and the near-surface soil moisture for very wet soils. For validation purposes, the downscaled results were compared to ground measured soil moisture and to the inverted soil moisture from the L-MEB algorithm applied to L-band airborne passive microwave data.

The results show that under wet soil conditions, the non-linear model between SEE and SM provides better downscaled soil moisture from the DISPATCH algorithm. This is in contrast with the results found by Merlin et al. (2012b) for semi-arid areas, where the linear model performed better. For wet soil conditions, the spatial variability of soil moisture is low. The contrast between the minimum and maximum soil temperatures required in the estimation of SEE becomes weaker. Indeed, because of the difficulty in finding a dry surface inside the SMOS pixel,  $T_{s_{max}}$  is underestimated. The linear model tends to linearly stretch the narrow range of soil moisture values observed within the low resolution pixel. As a result, pronounced slopes ( $> 1.4$ ) were found between the downscaled and ground-based or L-MEB derived soil moisture, in contrast to the slope close to 1 found with the non-linear model. Indeed, for very wet soil conditions characterized by low spatial variability, the non-linear model is able to artificially compensate for systematic underestimation of  $T_{s_{max}}$  and produce better results. Furthermore, the downscaling results were found to be very sensitive to  $T_{s_{max}}$  particularly with the linear model. Therefore, under wet soil conditions characterized by low spatial variability of soil moisture, the results obtained in this paper recommend the use of the non-linear model in the DISPATCH downscaling algorithm.

For wet soil conditions, the estimation of the  $T_{s_{max}}$  value is critical for the downscaling process. Different approaches can be suggested to optimize the accuracy of  $T_{s_{max}}$  to make it

more representative of a dry pixel (water content  $\approx 0 \text{ m}^3.\text{m}^3$ ) for the same surface and atmospheric conditions. An extrapolation of  $TS_{max}$  from a previous dry condition encountered in the same SMOS pixel or even considering an average value representative of each period of the year could be an alternative. But, it is limited by the difficulty in satisfying the uniformity of the atmospheric forcing conditions necessary for the application of the DISPATCH downscaling method. As for the use of a land surface model to estimate  $TS_{max}$ , it requires a considerable number of accurate ground-based datasets, which are not always available. However, under very wet soil conditions, extrapolating  $TS_{max}$  from the neighboring dry surface is less cumbersome and could be efficient. Over an area larger than the SMOS pixel, the spatial variability of soil moisture should be greater, and drier soils may be encountered. This increases the possibility of obtaining better estimates of  $TS_{max}$ . Therefore, we proposed to extrapolate the temperature end-members from high-resolution optical data within the entire Kenaston site instead of the SMOS pixel. This resulted in a higher value of  $TS_{max}$ , which should be more representative of a dry soil condition. Consequently, the results obtained from the linear model performed better at fine scale than those gained from the non-linear model, both in terms of correlation and slope with the ground data and the L-MEB inverted soil moisture. Moreover, the results of the downscaling process become quasi-invariant when the estimated  $TS_{max}$  is equal to or greater than to the improved value.

In examining the results, we found lower correlations and slopes when the SMOS/Aqua combination is compared to L-MEB derived soil moisture for DOY 165. The difference with the results from SMOS/Terra can be attributed to the substantial incidence angle of the Aqua instrument ( $\theta > 60^\circ$ ) compared to Terra ( $\theta$  between  $20^\circ$  and  $40^\circ$ ). The study also showed that SMOS/Aqua and SMOS/Terra downscaled soil moisture maps are very similar. This is

important since the combination of MODIS Terra and MODIS Aqua products (surface temperature and NDVI) could be used to minimize the data gaps due to cloud cover. Good correlation ( $R > 0.85$ ) is also found between the downscaled soil moisture from the linear and non-linear models.

It is important to note that extending the search area is a trade-off between capturing enough variability in soil moisture and meeting the condition of relatively uniform atmospheric conditions. Thus, future studies are needed to develop methods that define the smallest, sufficient spatial extent to calibrate  $TS_{max}$  (and may be  $TS_{min}$  in case of a dry soil), and the maximum spatial extent in which the atmospheric conditions could be considered uniform.

Finally, this paper shows the importance of using the appropriate linear or non-linear model between the soil evaporative efficiency and the near surface soil moisture when using the DISPATCH algorithm to downscale coarse resolution SMOS soil moisture. Cloud free conditions are a limitation of the daily applicability of the DISPATCH downscaling algorithm, compared to passive/active microwave combination, which is independent of the atmospheric conditions. Our future work will consider cloudy situations.

## **Acknowledgments**

This study was funded by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada-Strategic program grant. The authors would like to thank the funding agencies of CanEx-SM10 (Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada, Environment Canada, Canadian Space Agency, Agriculture and Agri-Food Canada, National Aeronautics and Space Administration, United States Department of Agriculture) and all the CanEx-SM10 participants. We also thank the CESBIO SMOS team for their collaboration, the European Space Agency (ESA) for providing the SMOS data, and the anonymous reviewers for their

comments and suggestions to improve the quality of the paper.

## References

- Carlson, T. N., Gillies, R. R., Perry, E. M. (1994). A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sensing Reviews*, 52, 45–59.
- Das, N. N., Entekhabi, D., Njoku, E.G. (2011). An Algorithm for Merging SMAP Radiometer and Radar Data for High-Resolution Soil-Moisture Retrieval, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49, 1504-1512.
- Djamai, N., Magagi, R., Goita, K., Hosseini, M., Cosh, M.H, Berg, A., Toth, B. (2015). Evaluation of SMOS soil moisture products over the CanEx-SM10 area. *Journal of Hydrology*, 520, 254-267.
- Chauhan, N. S., Miller, S., Ardanuy, P. (2003). Spaceborne soil moisture estimation at high resolution: a microwave-optical/IR synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing*, 24, 4599–4622.
- Cosby, B. J., Hornberger, G.M., Clapp, R. B., & Ginn, T. R. (1984). A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resources Research*, 20, 682–690.
- Elbially, S., Mahmoud, A., Pradhan, B., Buchroithner, M. (2014) Application of spaceborne synthetic aperture radar data for extraction of soil moisture and its use in hydrological modelling at Gottleuba Catchment, Saxony, Germany. *Journal of Flood Risk Management*, 7, 159–175.
- Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., et al. (2010). The Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98, 704–716.
- Flato, G.M., Boer, G.J, Lee, W.G., McFarlane, N., Ramsden, D., Reader, M.C., Weaver, A.J. (2000). The Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis global coupled model and its climate. *Climate Dynamics*, 16 (6), 451-467.
- Gherboudj, I., Magagi, R., Goita, K., Berg, A., Toth, B., Walker, A. (2012). Validation of SMOS data over agricultural and boreal forest areas in Canada. *IEEE Transactions on Geoscience and*

Remote Sensing, 50, 1623-1635.

Idso, T., Schmugge, R., Jackson, R., and Reginto, R. (1975). The utility of surface temperature measurements for remote sensing of soil water studies. *Journal of Geophysical Research*, 80, 3044–3049.

Kerr, Y. H. (2007). Soil moisture from space: Where are we? *Hydrogeology Journal*, 15, 117-120.

Kerr, Y. H., P. Waldteufel, P. Richaume, P., Wigneron, J.P., Ferrazzoli, P., Mahmoodi, A., Al Bitar, A., Cabot, F., Gruhier, C., Juglea, S.E., Leroux, D., Mialon, A., and Delwart, S. (2012). The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1384-1403.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneron, J.P., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M. J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S.E., Drinkwater, M.R., Hahne, A., Martin-Neira, M., and Mecklenburg, S. (2010.) The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 98, 666 – 687.

Kim, J., and Hogue, T.S. (2012). Improving Spatial Soil Moisture Representation through Integration of AMSR-E and MODIS Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 446-460.

Laprise, R. (2008). Regional climate modelling. *Journal of Computational Physics*, 227(7), 3641-3666.

Loew, A., Stacke, T., Dorigo, W., de Jeu, R., Hagemann, S. (2013) Potential and limitations of multidecadal satellite soil moisture observations for climate model evaluation studies. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 10, 3541-3594.

Magagi R., Berg A., Goita K., Belair S., Jackson T., Toth B., Walker A., McNairn H., Peggy, O., Moghaddam M., Gherboudj I., Colliander A., Cosh M., Burgin M., Fisher J. B., Kim S.B., Mladenova I., Djamai N., Rousseau L.P., Belanger J., Shang J., and Merzouki A. (2013). CanEX-SM 10 (Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010): Overview and Preliminary results. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51, 347-363.

Manabe, S. (1969). Climate and the ocean circulation. I. The atmospheric circulation and the hydrology of the Earth's surface. *Monthly Weather Review*, 97, 739–774.



- Merlin, O., Escorihuela, M.J., Mayoral, M.A., Hagolle, O., Al Bitar, A., Kerr, Y. (2013). Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: an evaluation study at 3 km and 100 m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sensing of Environment*, 13, 25-38.
- Merlin, O., Jacob, F., Wigneron, J.P., Walker, J., Chahbouni, G. (2012a). Multidimensional Disaggregation of Land Surface Temperature Using High-Resolution Red, Near-Infrared, Shortwave-Infrared, and Microwave-L Bands. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1864 – 1880.
- Merlin, O., Rüdiger, C., Al Bitar, A., Richaume, P., Walker, J.P., Kerr, Y.H. (2012b). Disaggregation of SMOS soil moisture in Southeastern Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1557–1571.
- Merlin, O., Walker, J. P., Chahbouni, A., Kerr, Y. (2008). Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Remote Sensing of Environment*, 112, 3935–3946.
- Moran, M. S., Clarke, T. R., Inoue, Y., Vidal, A. (1994). Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 49, 246–263.
- Narasimhan, B., Srinivasan, R. (2005). Development and evaluation of Soil Moisture Deficit Index (SMDI) and Evapotranspiration Deficit Index (ETDI) for agricultural drought monitoring. *Agricultural and Forest Meteorology*, 133, 69–88.
- Nishida, K., Nemani, R. R., Glassy, J. M., Running, S. W. (2003). Development of an evapotranspiration index from Aqua/MODIS for monitoring surface moisture status. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, 493–501.
- Njoku, E.G., Jackson, T.J., Lakshmi, V., Chan, T.K. (2003) Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, 215 - 229.
- Njoku, E.G, Entekhabi, D., (1996). Passive microwave remote sensing of soil moisture. *Journal of Hydrology*, 184, 101–129.
- Piles, M., Camps, A., Vall-llossera, M., Corbella, I., Panciera, R., Rudiger, C., Kerr, Y.H., Walker, J. (2011). Downscaling SMOS-Derived Soil Moisture Using MODIS Visible/Infrared Data. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 49, 3156-3166.

- Rahimzadeh-Bajgiran, P., Berg, A., Champagne, C., Omasa, K. (2013). Estimation of soil moisture using optical/thermal infrared remote sensing in the Canadian Prairies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 83, 94–103.
- Salathé J.E.P., Leung, L.R., Qian, Y., Zhang, Y., (2010). Regional climate model projections for the State of Washington. *Climatic Change*, 102, 51–75.
- Sánchez-Ruiz, S., Piles, M., Sánchez, N., Martínez-Fernández, J., Vall-llossera, M., Camps, A. (2014). Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. *Journal of Hydrology*, 516, 273–283.
- Scinocca, J., McFarlane, N., Lazare, M., Li, J., and Plummer, D. (2008). The CCCma third generation AGCM and its extension into the middle atmosphere, *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions*, 8, 7883–7930.
- Wagner, W., Hahn, S., Kidd, R., Melzer, T., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Figa-Saldan  , J., et al. (2013). The ASCAT soil moisture product: A review of its specifications, validation results, and emerging applications. *Meteorologische Zeitschrift*, 22, 5-33.
- Wang, X., Xie , H., Guan, H., Zhou, X. (2007). Different responses of MODIS derived NDVI to root-zone soil moisture in semi-arid and humid regions. *Journal of Hydrology and Earth System Sciences*, 340, 12–14.
- Weidong, L., Baret F., Xingfa, G., Zhang, B., Qingxi, T. and Lanfen, Z. (2003). Evaluation of methods for soil surface moisture estimation from reflectance data. *International Journal of Remote Sensing*, 24, 2069-2083.
- Wigneron, J.P., Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Saleh, K., Escorihuela, M.J., Richaume, P., Ferrazzoli, P., De Rosnay, P., Gurney, R., Calvet, J.C., Grant, J.P., Guglielmetti, M., Hornbuckle, B., M  tzler, C., Pellarin, T., Schwank, M. (2007). L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) Model: Description and calibration against experimental data sets over crop fields. *Remote Sensing of Environment*, 13, 639-655.

## **Chapitre 6**

### **Une combinaison de DISPATCH et du schéma de surface CLASS pour l'estimation à fine échelle de l'humidité du sol pendant les journées nuageuses**

**“A combination of DISPATCH downscaling algorithm with CLASS land surface scheme for soil moisture estimation at fine scale during cloudy days”**

**Auteurs:** Najib Djamai, Ramata Magagi, Kalifa Goita, Olivier Merlin, Yann H. Kerr, Alexandre Roy.

Article soumis à la revue “Remote Sensing of Environment” le 26 juin 2015 et révisé le 04 octobre 2015 (Ref : RSE-D-15-00739).

Ce chapitre est actuellement en révision au journal Remote Sensing of Environment (RSE) dont les références sont données ci-dessus. La synthèse du travail effectué est présentée en français. Le manuscrit de l'article, tel que révisé et resoumis à RSE, est inséré par la suite.

This Chapter has been submitted as a manuscript to Remote Sensing of Environment (RSE), on June 26, 2015. It has been revised on October 4<sup>th</sup>, 2015 and is under review by the Journal. A synthesis of the work is given in French, followed by the manuscript as revised and submitted to RSE.

## 6.1. Synthèse de l'article 3

DISPATCH a montré de bons résultats sur différentes conditions de surface (Merlin et al., 2012.b ; Merlin et al., 2013 ; Djamai et al., 2015; Molero et al. 2015). Cependant, pour une utilisation quotidienne de cette méthode de désagrégation, la condition de ciel dégagé demeure une limitation importante. L'objectif principal de cette étude est de développer une approche simple permettant de surmonter ce problème. La méthode considère la combinaison des résultats de DISPATCH obtenus pour les journées non nuageuses avec les simulations du schéma de surface CLASS, qui sont réalisables pour toutes les conditions atmosphériques. Les mesures in situ de l'humidité du sol collectées sur le site de Winnipeg au cours de la campagne de terrain SMAPVEX12 sont utilisées pour la validation. Ces données sont choisies à cause de la disponibilité d'un nombre important de journées non nuageuses réparties sur une longue période, comparées à CanEx-SM10.

Dans un premier temps, cette étude a permis de valider les données d'humidité du sol de SMOS ainsi que la méthode de désagrégation DISPATCH sur un site tout à fait différent de celui de CanEx-SM10, caractérisé par une dynamique spatiale et temporelle importante de l'humidité du sol. Sur ce site d'étude de Winnipeg, les résultats montrent que SMOS (v.551) sous-estime l'humidité du sol en mode ascendant et en mode descendant (biais  $\approx -0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). Cependant, des coefficients de corrélation importants sont obtenus entre les estimations de SMOS et les mesures in situ ( $R = 0,83$  en mode ascendant ;  $R = 0,67$  en mode descendant). Par ailleurs, de bons résultats sont obtenus avec l'algorithme de désagrégation DISPATCH. Les résultats obtenus en utilisant un modèle linéaire liant l'efficacité d'évaporation à l'humidité du sol (mode ascendant :  $R = 0,81$  ; biais =  $0,01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; RMSE =  $0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente =  $0,52$  ; mode descendant :  $R = 0,76$  ; biais =  $-0,02 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; RMSE =  $0,06$

$\text{m}^3/\text{m}^3$  ; pente = 0,48) sont légèrement meilleurs que ceux obtenus avec le modèle non-linéaire (mode ascendant :  $R = 0,72$  ; biais =  $-0,01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; RMSE =  $0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente = 0,61 ; mode descendant :  $R = 0,70$  ; biais =  $-0,02 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; RMSE =  $0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente = 0,60). Alors que ces résultats de désagrégation sont incohérents avec les résultats obtenus pour des conditions de sol très humides (le site de Kenaston, CanEx-SM10), ils sont cohérents avec les résultats obtenus sur des sites présentant une bonne variabilité spatiale de l'humidité du sol (Merlin et al., 2012b ; Merlin et al., 2013). Par ailleurs, il est montré que la précision des résultats de DISPATCH décroît suite à une augmentation de l'humidité du sol moyenne sur le site.

Dans un second temps, une nouvelle approche est proposée pour estimer l'humidité du sol à 1 km de résolution pendant les journées nuageuses. Le schéma de surface CLASS est utilisé pour simuler les profils temporels de l'humidité du sol sur un pas temporel de 30 mn à l'échelle locale (1 km de résolution). Les données d'entrée (voir chapitre 3) sont interpolées à l'échelle de 1 km avec une technique de Krigeage. C'est une méthode d'interpolation spatiale très utilisée en géosciences, qui repose sur l'utilisation d'un semi-variogramme (Delhomme, 1978).

Les simulations d'humidité du sol de CLASS aux passages de SMOS sont calculées à partir d'une moyenne des simulations à +/- 30 mn des heures des passages. Un coefficient de corrélation important est obtenu entre les données d'humidité du sol de CLASS et les mesures in situ ( $R = 0,69$ ). Toutefois, une surestimation importante (biais =  $0,12 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; RMSE =  $0,15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) des simulations de CLASS et une pente faible ( $= 0,28$ ) sont notées. La surestimation et la corrélation importante de l'humidité du sol de CLASS comparée aux mesures in situ sont notées également par des travaux antérieurs supportant l'évaluation de l'humidité du sol de CLASS (Hejazi et al. (2011). Dans l'étude actuelle, la surestimation de l'humidité du sol de

CLASS pourrait s'expliquer par la précision des données d'entrée, affectée par l'interpolation.

Afin de calibrer l'humidité du sol de CLASS, les estimations d'humidité du sol dérivées de DISPATCH couplé au modèle linéaire sont utilisées, sans recours aux mesures in situ. La fonction de calibration est déduite en optimisant la fonction de régression linéaire entre l'humidité du sol de DISPATCH et l'humidité du sol de CLASS pendant les journées non nuageuses (pente = 1 ; ordonnée à l'origine = 0). Cette fonction de calibration est appliquée aux simulations d'humidité du sol de CLASS quotidiennes (journées nuageuses et non-nuageuses ensemble). Elle permet d'améliorer la pente entre les simulations de CLASS et les mesures in situ. Pour les journées nuageuses, de bons résultats sont obtenus avec cette nouvelle approche ( $R = 0,80$  ; biais =  $0 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ;  $\text{RMSE} = 0,07 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente =  $0,73$  par rapport aux mesures in situ). Cependant pour les journées non nuageuses, les données d'humidité du sol dérivées de DISPATCH en utilisant le modèle linéaire ( $R = 0,81$  ; biais =  $-0,01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ;  $\text{RMSE} = 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente =  $0,52$  ; Figure 6.7) se comparent mieux aux mesures in situ que les données d'humidité du sol dérivées en combinant DISPATCH avec CLASS ( $R = 0,69$  ; biais =  $-0,02 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ;  $\text{RMSE} = 0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente =  $0,60$  ; Figure 6.10b). Par conséquent, DISPATCH couplé à un modèle linéaire entre l'efficacité d'évaporation et l'humidité du sol est recommandé pour désagréger l'humidité du sol de SMOS pour les journées non nuageuses, et la combinaison de DISPATCH avec CLASS est recommandée pour les journées nuageuses.

## 6.2. Article 3

# A combination of DISPATCH downscaling algorithm with CLASS land surface scheme for soil moisture estimation at fine scale during cloudy days

Najib Djamai<sup>5</sup>, Ramata Magagi<sup>1</sup>, Kalifa Goïta<sup>1</sup>, Olivier Merlin<sup>6</sup>, Yann Kerr<sup>2</sup>, Alexandre

Roy<sup>1</sup>

**Abstract:** The main objective of this study is to propose and evaluate a new approach to overcome the major limitation of downscaling methods based on optical/thermal data, particularly the DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH) algorithm. Data collected over an agricultural site located in Winnipeg (Manitoba, Canada) during the SMAP Validation Experiments 2012 (SMAPVEX12) field campaign were used. At this site, SMOS soil moisture estimates showed a relatively good correlation for both AM and PM overpasses ( $R \geq 0.67$ ), but with a significant underestimation (bias  $\approx -0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ), when compared to ground data data. SMOS soil moisture data also showed a significant sensitivity to rainfall events. The DISPATCH algorithm was used to downscale bias-corrected SMOS soil moisture data over the study area for the cloud-free days during SMAPVEX12. Compared to ground data, DISPATCH performed well, especially with the soil evaporative efficiency (SEE) linear model ( $R = 0.81$ , bias =  $-0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , RMSE =  $0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ), which slightly outperformed the SEE non-linear model ( $R = 0.72$ , bias =  $-0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , RMSE =  $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). For both models, the accuracy of the downscaling soil moisture

---

<sup>5</sup> Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke (Canada)

<sup>6</sup> Centre d'Études Spatiales de la BIOSphère (France)

is inversely proportional to the absolute value of soil moisture. For cloudy days, a new operational downscaling approach was proposed. It consists of combining the soil moisture simulations of the Canadian Land Surface Scheme (CLASS) with DISPATCH- downscaled soil moisture during cloud-free days in order to provide estimates of temporally continuous series of soil moisture at 1 km resolution. Compared to ground soil moisture data, the results indicated the high potential of our approach to retrieve soil moisture at 1 km resolution during cloudy days ( $R = 0.80$ , bias =  $-0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , RMSE =  $0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ).

**Keywords:** Soil moisture, SMOS, downscaling, DISPATCH, CLASS, SMAPVEX12, cloudy and cloud-free days.

## 1. Introduction

The fine scale distribution of soil moisture (SM) is needed for several applications, such as meteorology to improve weather prediction (Koster et al., 2011), hydrology to better describe the water cycle and predict flooding (Elbialy et al., 2014), and agriculture for irrigation scheduling, site-specific management against diseases and pests, and improved crop yield prediction (Dursun et al., 2011). The spatial and temporal dynamics of soil moisture are very complex since they depend on several factors (atmospheric forcing, topography, texture, and land cover). One way of monitoring this variability is through a dense network of continuous soil moisture observations, but this is costly to operate over large areas and long periods. By contrast, spaceborne sensors allow the frequent mapping of the top layer soil moisture for spatial scales that are inaccessible with direct methods.

Soil moisture estimates from space-based microwave measurements began with the launch of the Scanning Multichannel Microwave Radiometer in 1978 (Choudhury et al., 1988). Since then, numerous algorithms based on the inversion of a radiative transfer model have been



developed to retrieve soil moisture (Njoku et al., 2003; Draper et al., 2009). Active microwave sensors, such as the synthetic aperture radars, provide data at fine spatial resolution (for example, up to 3 m for RADARSAT-2). While these data meet the spatial resolution required for applications at a local scale, they are significantly affected by the surface roughness and vegetation cover, thus making soil moisture retrieval difficult. Passive microwaves have a higher sensitivity to surface soil moisture, especially in the L-band (Njoku et al., 1996; Kerr et al., 2007). The Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite of the European Space Agency (ESA), in orbit since November 2<sup>nd</sup>, 2009, is the first ever L-band passive microwave satellite with one of its objectives being the cartography of surface soil moisture at global scale with an accuracy better than 0.04 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup> (Kerr et al., 2010). SMOS provides global soil moisture in the top 5 cm of soil on average and at a repeat cycle less than 3 days. However, its coarse spatial resolution (~ 40 km) is not suitable for applications at local scale. The new Soil Moisture Active/Passive (SMAP) mission, launched in January 2015, also has a coarse resolution passive microwave sensor (~ 40 km). Thus, downscaling algorithms are needed to improve the spatial resolution of passive microwave soil moisture products, in order to address the mismatch in the spatial resolution between the available spaceborne soil moisture data (several tens of kilometers) and local scale applications' (e.g., agriculture, water resources) requirements (from 1 to 10 km, Entekhabi et al., 2010).

SMAP considers a combination of active and passive measurements at L-band to provide soil moisture data at 9 km resolution (Das et al., 2011). Other downscaling approaches are based on a combination of coarse resolution passive microwave data with moderate resolution optical/thermal sensors data (1 km) (Chauhan et al., 2003; Merlin et al., 2005; Merlin et al., 2008; Piles et al., 2011; Merlin et al., 2012; Merlin et al., 2013, Rahimzadeh-Bajgiran et al., 2013), which have better temporal resolution than operational radar sensors. Moreover, they

are cheaper and easier to obtain. The relationship between soil moisture, surface temperature, and vegetation index is known since the nineties through the “universal triangle” concept (Carlson et al., 1994). Since then, efforts have been made to derive fine scale soil moisture by introducing optical/thermal data. Chauhan et al. (2003) used the “universal triangle” concept to empirically infer high-resolution soil moisture from coarse resolution Special Sensor Microwave Imager (SSM/I) and Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) data. Later, the approach was improved by using a semi-empirical model for the relationship between the Soil Evaporative Efficiency (SEE), which is considered as a soil moisture index at local scale, and the near-surface soil moisture (Merlin et al., 2008).

Since the launch of SMOS in 2009, efforts to downscale soil moisture estimates were multiplied. Indeed, Piles et al., (2011) and Sánchez-Ruiz et al., (2014) suggested the incorporation of coarse resolution SMOS brightness temperature with SMOS soil moisture estimates, MODIS land surface temperature and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to estimate soil moisture at MODIS scale based on an empirical model. To downscale the coarse resolution AMSR-E soil moisture estimates, in a weighting parameters approach, Kim and Hogue (2012) considered various key factors about the relative variations in surface wetness conditions derived from MODIS (i.e., surface temperature, vegetation indices, and albedo). Rahimzadeh-Bajgiran et al., (2013) replaced the surface temperature axis in the “universal triangle” space by the difference between the surface and air temperatures. The DISaggregation based on Physical And Theoretical scale Change (DISPATCH) algorithm developed by Merlin et al. (2012a) is an improved version of the former algorithm of Merlin et al. (2008). It used a “trapezoidal model” instead of the “universal triangle” to account for the effect of vegetation water stress at high resolution (Moran et al., 1994) for the derivation of SEE from optical/thermal data. DISPATCH has shown good results for different surface

conditions in Australia (Merlin et al., 2012b), Spain (Merlin et al., 2013), the United States (Molero et al. 2015) and the Canadian prairies in Saskatchewan (Djamai et al., 2015b).

One major limitation of DISPATCH, like any other downscaling algorithm using optical/thermal data, is the requirement for cloud free conditions, which limits its relevance in areas where clouds are frequent. Extending downscaling to cloudy days is necessary for the establishment of consistent and continuous spatial-temporal datasets at fine scale.

The main objective of this research is to propose and evaluate a new approach, based on a combination of DISPATCH and the Canadian Land Surface Scheme (CLASS, Verseghy, 1991; Verseghy et al., 1993; Verseghy, 2011), to estimate soil moisture at fine scale for cloudy days. Land surface models, such as CLASS, have the advantage of providing temporally continuous soil moisture simulations on hourly, daily, or monthly time steps and at different spatial scales. However, their accuracy depends on the model complexity and the accuracy of the input data, particularly at fine scale for which accurate input data are difficult to obtain (Overgaard et al., 2006). In fact, Dumedah et al. (2011) showed that CLASS overestimates the soil moisture over the Canadian Prairies (Saskatchewan), particularly at the 5 cm top soil layer. In the approach proposed, DISPATCH provides downscaled soil moisture at fine scale (1 km) for cloud-free days, while CLASS simulates the soil moisture profile for cloudy days at the same scale. The results obtained from DISPATCH for cloud-free days allow the calibration of CLASS-derived soil moisture. This study offered the opportunity to further evaluate SMOS soil moisture data and validate the DISPATCH algorithm with the dataset from the SMAP Validation Experiment 2012 (SMAPVEX12) field campaign (McNairn et al., 2015), which is characterized by a large spatial and temporal variability of soil moisture conditions.

## 2. Study area

The study site (49.4 – 50 N; 97.6 – 98.56 W) is the site of the SMAPVEX12 field campaign (McNairn et al., 2015). It is mostly an agricultural area of about 15 km x 70 km located south of Winnipeg (Manitoba, Canada). Grassland and pasture cover approximately 16% of the site. In addition, the site contains wetlands and forest cover. The Assiniboine River crosses the north end of the site. Figure 6.1 shows the geographic position and the crop map of the study site. Agricultural fields as well as SMOS grid centers used for the study are also shown. It should be noted that the forested area was masked in the study, due to the low sensitivity of MODIS land surface temperature to the surface soil moisture.

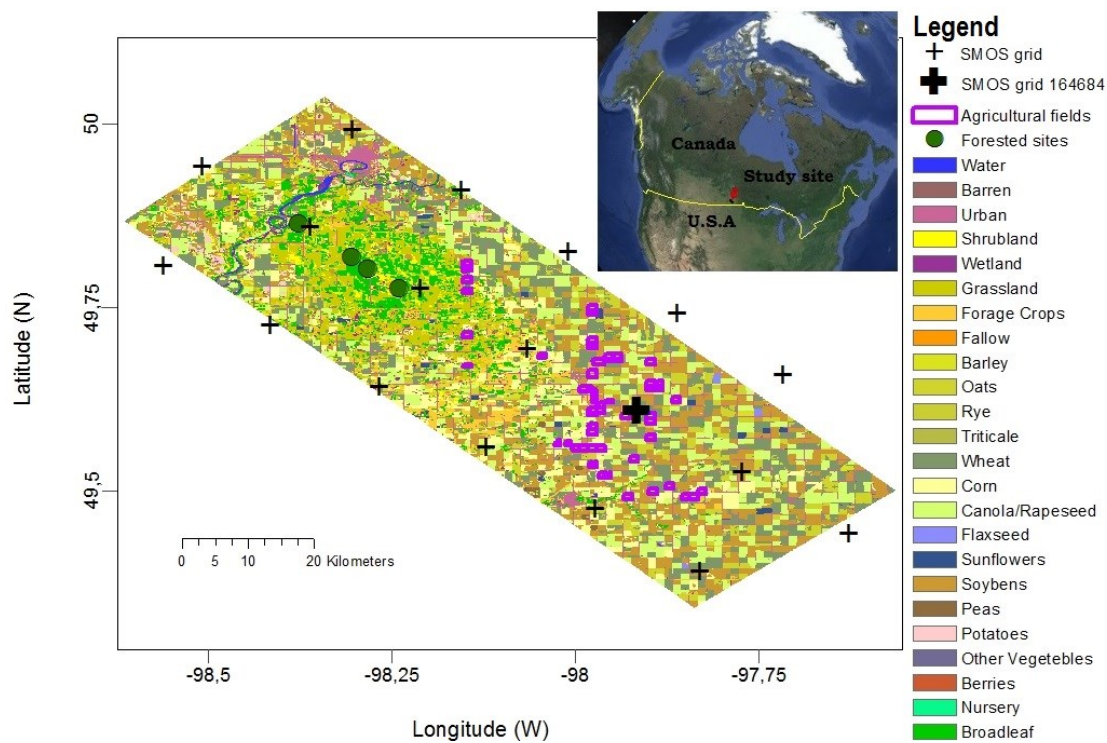


Figure 6. 1: Study site (SMAPVEX12 field campaign area)

### 3. Data description

#### 3.1. Ground measurements of soil moisture

The ground measurements of soil moisture were collected during the SMAPVEX12 field campaign from June 6 to July 17, 2012 (between 6 a.m. and mid-day). They are available for 55 agricultural fields at a depth of 0-5 cm for 17 days (Table 6.1). For each field, the measurements were taken every 75 m at 16 points distributed along two transects 200 m apart, using Steven's Water Hydra and Delta-T Theta probes (McNairn et al., 2015). To ensure the representativeness of the field data, at each point, three measurements of soil moisture were collected. Then, the field average soil moisture is computed using a simple spatial average of discrete measurements. More details on the SMAPVEX12 protocols and dataset can be found in McNairn et al. (2015), the dedicated websites (<https://smapvex12.espaceweb.usherbrooke.ca/>) and the NSIDC repository (<http://nsidc.org/data/smap/validation/val-data.html#smapvex12>).

Figure 6.2 presents the spatiotemporal evolution of the field averaged soil moisture values during the SMAPVEX12 campaign. It shows high variability in soil moisture conditions ranging from dry ( $0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) to very wet ( $0.50 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). This allowed the evaluation of the SMOS data, DISPATCH and the CLASS/DISPATCH combination for a wide range of soil moisture conditions (Figure 6.2).

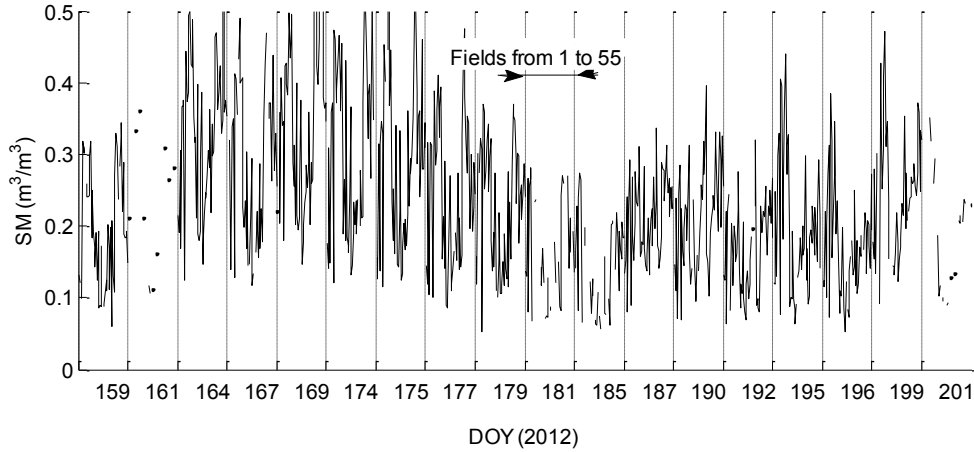


Figure 6. 2: Spatiotemporal evolution of ground-based soil moisture over the 55 sampled fields during the SMAPVEX12 field campaign.

### 3.2. Satellite measurements

#### 3.2.1. SMOS soil moisture data

We used version 5.51 of the SMOS soil moisture data (L2 product). Details on the SMOS soil moisture algorithm are available in the Algorithm Theoretical Baseline Document (ATBD), version 3.6 (Kerr et al., 2011). For the 18 SMOS grid centers included in the study site (Figure 6.1), the estimates of SMOS soil moisture at both ascending (AM) and descending (PM) overpasses during the SMAPVEX12 field campaign, were used.

#### 3.2.2. MODIS optical/thermal data

Land surface temperature (LST) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) data at 1 km resolution provided by MODIS Terra (10 a.m.) and MODIS Aqua (1 p.m.) were downloaded from the NASA Warehouse Inventory Search Tool. Then, LST and NDVI composites data were derived from Aqua and Terra products to minimize data gaps due to cloud cover. Table 6.1 summarizes the data availability, including MODIS cloud-free data, SMOS soil moisture estimates (AM /PM) and in-situ data (used for validation purpose only).

Table 6.1: Availability of MODIS cloud-free data, SMOS soil moisture estimates (AM/PM) during the SMAPVEX12 soil moisture measuring days.

DOY	MODIS	SMOS AM	SMOS PM	In-situ
159		x		x
161			x	x
164		x		x
167	x	x		x
169		x		x
174		x	x	x
175	x	x	x	x
177		x		x
179	x		x	x
181	x		x	x
185		x		x
187	x	x		x
190		x		x
192	x	x	x	x
195	x	x		x
196	x	x	x	x
199			x	x
201		x		x

### 3.3. NARR data

Atmospheric forcing data required by CLASS are short wave radiation, long wave radiation, precipitation, surface temperature, wind speed, air pressure, and specific humidity. They are derived from the North American Regional Reanalysis (NARR; Mesinger et al., 2006) at a spatial resolution of  $\sim 30$  km and a time step of 3 hours. Since CLASS operates with a 30-minute time step to ensure numerical stability of the modeled prognostic variables, NARR data were linearly interpolated to estimate half-hourly atmospheric forcing data. The NARR simulated rainfall series were also used in the analyses of the SMOS soil moisture temporal profile.

### 3.4. Geophysical data

Geophysical data (soil and vegetation parameters; Verseghy, 2011) are needed to run the CLASS land surface scheme. The data used by the Canadian Regional Climate Model 4 (CRCM4) were considered (De Elia and Cote, 2010). This dataset was provided by OURANOS (<http://www.ouranos.ca/>). Both OURANOS geophysical and NARR datasets have been used to run CLASS in previous studies, which have demonstrated their relevance (Roy et al., 2013). Soil texture information used (% sand, % clay, % silt) were collected during the SMAPVEX12 field campaign (<http://nsidc.org/data/smap/validation/val-data.html#smapvex12>). Figure 6.3 shows the variability of soil texture over the 55 agricultural fields of SMAPVEX12.

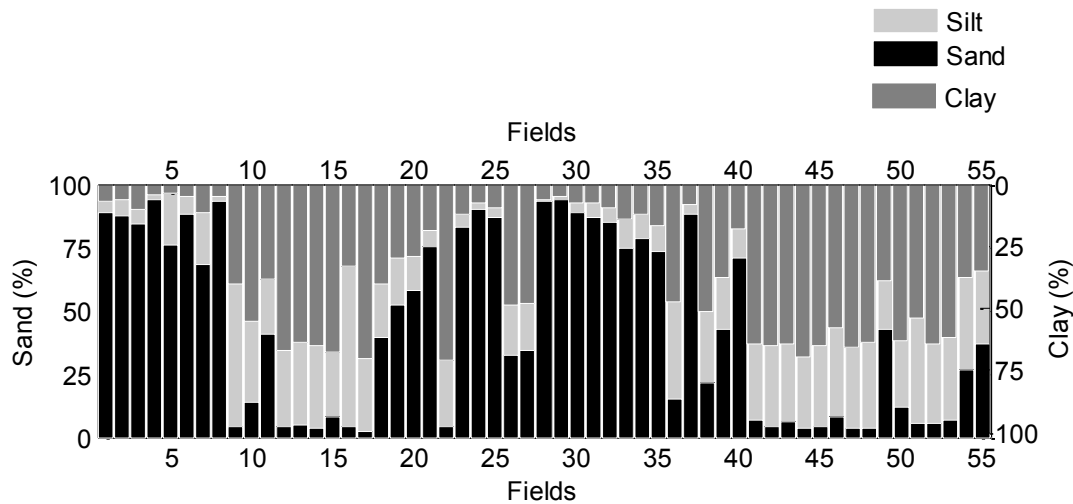


Figure 6.3: The soil texture over the 55 agricultural fields of SMAPVEX12

$$(\text{Silt (\%)} = 100 - \text{Sand (\%)} - \text{Clay (\%)})$$

### 4. Method

The approach proposed to estimate soil moisture at 1 km scale from coarse resolution SMOS soil moisture products ( $\sim 40$  km) is schematically presented in Figure 6.4. It involves three steps: a) validation and bias correction of SMOS soil moisture over the study site, b)



downscaling SMOS soil moisture data for cloud-free days using DISPATCH, and c) finally estimating the soil moisture at 1-km resolution for cloudy days by combining DISPATCH and CLASS results. At each step, and for validation purposes, the statistical parameters, i.e., bias, root mean square error (RMSE), correlation coefficient (R) and slope, were computed between the estimates and the corresponding in-situ data (i.e. in-situ soil moisture aggregated at SMOS scale for the validation of SMOS estimates, and in-situ soil moisture averaged at fields scale for the validation of DISPATCH and CLASS/DISPATCH results). The bias demonstrates how well the estimated data approximate the field data, either being above or below the measured values whereas the root mean square error is a measurement of the variation between the datasets. The closer the calculated RMSE values are to zero, the better the estimate of soil moisture. However, the best estimate is obtained when the correlation coefficient and the slope between the datasets are close to one.

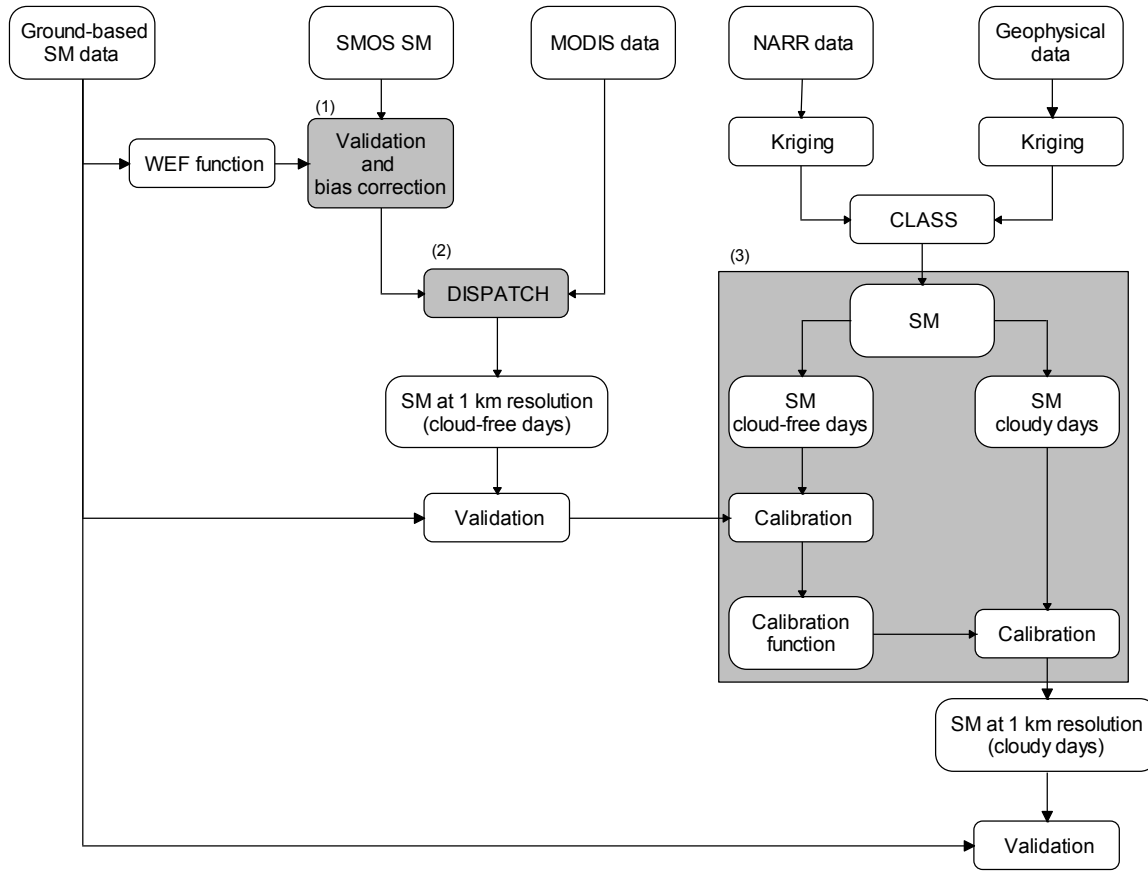


Figure 6. 4: Schematic diagram of the methodology.

#### 4.1. SMOS soil moisture validation and bias correction

First, quality control for the SMOS soil moisture data was performed by checking the soil moisture Data Quality index (DQX) values and the Radio Frequency Interference probability (RFI\_prob) (Indra, 2011). All data with DQX values above a threshold of  $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  or a DQX of  $-999$  were discarded. RFI probabilities were found to be lower than 0.05 for all data. In accord with Oliva et al. (2012), this confirms the low RFI effect in North America.

For validation, a comparison was made between the SMOS soil moisture estimates and the in-situ measurements. Only the SMOS pixels including at least 10 fields (with 16 measurements points each) were considered.

To avoid a direct comparison between discrete ground soil moisture measurements and coarse resolution SMOS soil moisture estimates, the average values of the soil moisture measurements ( $SM_{in-situ}$ ) were computed at the SMOS resolution using a weighting function (Eq.1).

$$SM_{in-situ} = \sum_{i=1}^n p_i \cdot sm_i \quad \text{With} \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (1)$$

Where  $p_i$  are the weights computed according to Kerr et al. (2011). They depend on the distances from point measurements ( $sm_i$ ) to the considered SMOS grid center, and  $n$  is the number of point measurements located at a distance of 20 km or less from the centers of SMOS pixels.

Once validated, SMOS soil moisture estimates will be used subsequently in the downscaling process. However, to decouple the error associated with SMOS data from that of the downscaling methods, a bias-correction method was applied to SMOS estimates (Eq. 2). It consists of subtracting from SMOS data ( $SM_{SMOS}$ ) the bias that it has, when compared to ground data ( $SM_{in-situ}$ ). Since the accuracy of DISPATCH and that of Land Surface Schemes are strongly linked to the precision of the inputs data, the bias-corrected SMOS soil moisture is expected to reduce the error, and preserve the correlation coefficient and the slope with ground data.

$$SM'_{SMOS} = SM_{SMOS} - bias (SM_{SMOS}, SM_{in-situ}) \quad (2)$$

Where  $SM'_{SMOS}$  is the bias-corrected SMOS soil moisture.

#### 4.2. SMOS soil moisture downscaling during cloud-free days

DISPATCH was used to downscale 40-km resolution SMOS soil moisture estimates. The algorithm used the Soil Evaporative Efficiency (SEE) as a soil moisture index at local scale. It

is estimated from 1-km resolution MODIS data. A detailed description of the DISPATCH algorithm can be found in Merlin et al. (2012a). Therefore only the pertinent elements are given here.

Using DISPATCH, the soil moisture at 1 km resolution is computed as a function of the SMOS soil moisture estimate ( $\langle SM \rangle$ ) and the evaporative efficiency at fine scale (SEE) as:

$$SM = \langle SM \rangle + \frac{\partial SM}{\partial SEE} (SEE - \langle SEE \rangle) \quad (3)$$

SEE is estimated using MODIS data at 1-km resolution (Eq.4), and  $\langle SEE \rangle$  is its average value at SMOS pixel scale.

$$SEE = \frac{Ts_{max} - Ts}{Ts_{max} - Ts_{min}} \quad (4)$$

Ts is the soil temperature;  $Ts_{max}$  and  $Ts_{min}$  represent the maximum and the minimum soil temperature values derived from the trapezoidal model, which is given by the scatter plot between the land surface temperature (LST) and the vegetation fractional cover ( $f_v$ ) derived from MODIS data.

In our study, two different models were used to describe the relationships between SEE and the near-surface soil moisture: a linear model (Manabe, 1969) and a non-linear model (Merlin et al, 2013). As in previous studies conducted over semi-arid areas (Merlin et al., 2013) and over a particularly wet area during the CanEX-SM10 field campaign (Djamai et al., 2015b), the impact of the linear and non-linear models on the disaggregated results will be analysed.

Due to the requirement of cloud-free MODIS data, DISPATCH algorithm could be applied to 8 days out of the 18 days of soil moisture measurements during the SMAPVEX12 campaign (Table 6.1). For validation, DISPATCH derived soil moisture was compared to in-situ soil

moisture data averaged at the 55 agricultural fields. The nearest MODIS pixel to the field center was considered.

#### **4.3. Fine scale soil moisture estimation during cloudy days**

As previously mentioned, the daily applicability of DISPATCH was limited by the non-availability of MODIS land surface temperature data during cloudy days. To overcome this problem, the combination of DISPATCH with a land surface scheme was proposed. Land surface schemes have been designed to simulate the exchange of energy and water between soils, vegetation, and the atmospheric layer. They were always considered as a good alternative to estimate soil moisture with the benefit of being operational at different spatial and temporal scales regardless of soil and weather conditions (Demarty et al., 2004).

Version 3.5 of the Canadian Land Surface Scheme (CLASS; Versegny, 2011) was used since it is assumed to be better than others for the Canadian prairies (Henderson et al., 1993; Comer et al., 2000; Alavi et al., 2010). It is a one dimensional physically based model providing an improved interface for groundwater modeling. It integrates energy and water balances of soil to simulate soil moisture, soil temperature, energy fluxes, and snow depth for a wide range of soil and vegetation types, based on NARR atmospheric forcing data and geophysical data (see Sections 3.3 and 3.4). In the CLASS model, the physiological characteristics of trees are considered constant throughout the year, except for the leaf area index (LAI) and plant area index, which vary seasonally between the limits of minimum and maximum LAI defined from geophysical data (see section 3.4). Details on the vegetation modelling (including the use LAI) in CLASS can be found in Versegny et al. (1993). Due to the very limited availability of these input data at the desired resolution of 1 km, interpolation techniques, such as kriging are generally required (Stein, 1999).

The new approach, proposed in this study, for estimating soil moisture at fine scale during cloudy days consists of four steps:

- Interpolation of CLASS input data at the desired spatial resolution of 1 km using a kriging method,
- Simulation of soil moisture, at 1-km resolution, for cloudy and cloud-free days using CLASS: The kriged atmospheric and geophysical data were used for that purpose. Conceptually, CLASS uses three soil layers. In this study, the depths of these layers were fixed respectively to 0.05 m, 0.35 m and 4.10 m. But only the simulations at the first layer were of interest to this study. CLASS simulations were performed at a time step of 30 minutes starting from January 1 to July 17, 2012. These half-year simulations were used to initialize the model state variables. CLASS soil moisture corresponding to SMOS overpass times were computed as the average values of the half-hourly simulations within the interval of one hour before and after the satellite overpass.
- Generation of calibration function: the 1-km resolution CLASS derived soil moisture for the first soil layer (0 -5 cm) at SMOS overpass times were compared to DISPATCH downscaled soil moisture (1 km resolution) for cloud-free days. The idea was to find the relationship between the two datasets, and derive a calibration function to bring CLASS estimates closer to DISPATCH-derived soil moisture (considered as the reference data here). After examining the trends, we proposed a simple slope correction function (Eq. 5) to linearly link CLASS and DISPATCH.

$$SM'_{CLASS} = \frac{SM_{CLASS} - b}{a} \quad (5)$$

Where  $SM_{CLASS}$  is the CLASS-derived soil moisture,  $SM'_{CLASS}$  is the calibrated CLASS soil moisture (equivalent to DISPATCH soil moisture), and  $a, b$  are respectively the slope

and the intercept of the linear relationship between CLASS and DISPATCH during cloud-free days.

- Adjustment of CLASS soil moisture estimates at 1 km resolution for cloudy days: We made the assumption that the relationship developed above using cloud-free soil moisture conditions (Eq. 5) is valid for cloudy days. Therefore, we used it as a calibration function to adjust the soil moisture values simulated by CLASS model at 1 km resolution during the cloudy days.

Finally, at the end of the four steps, ground-based soil moisture data at field scale (~ 1 km) were used to validate CLASS/DISPATCH derived soil moisture for both cloudy and cloud-free days.

## **5. Results**

### **5.1. SMOS soil moisture validation and bias correction**

Figure 6.5 shows the temporal evolution of daily cumulative NARR rainfall data along with SMOS soil moisture data at both AM and PM overpasses (before bias correction) for the SMOS grid center 164684, which includes most of the agricultural fields (Figure 6.1). The SMOS soil moisture estimates show a response to rainfall. They increase due to rain events (DOY: 160, 164, 167, 186, 194, and 197), and decrease following a non-rainy period (from DOY 175 to DOY 185). Moreover, the SMOS soil moisture seems to be more sensitive to the rain events in the beginning of the field campaign when the vegetation not yet developed than in the end (after DOY 183: July) with an important vegetation cover.

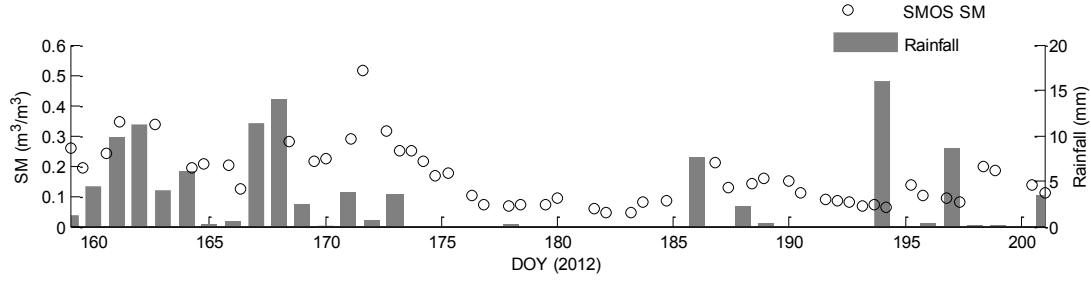


Figure 6. 5: Temporal profile of SMOS soil moisture estimates (AM and PM) before bias correction and daily cumulative NARR rainfall for the SMOS grid center 164684

Figure 6.6 shows the SMOS soil moisture estimates for all SMOS grid centers located in the study site compared to the average soil moisture measurements as computed by the weighting function (Eq. 1). The comparison was made by considering separately the AM and PM acquisitions. It shows high correlation coefficients for both overpasses ( $R = 0.83$  and  $R = 0.67$  for the AM and PM overpasses, respectively). Moreover, for both overpasses, good slopes ( $\geq 0.91$ ) are noted between SMOS soil moisture estimates and ground measurements. However, in terms of error, SMOS underestimates the soil moisture. Slightly higher bias and RMSE values are obtained for the AM acquisitions compared to the PM acquisitions (bias =  $-0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $\text{RMSE} = 0.11 \text{ m}^3/\text{m}^3$  versus bias =  $-0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $\text{RMSE} = 0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ).

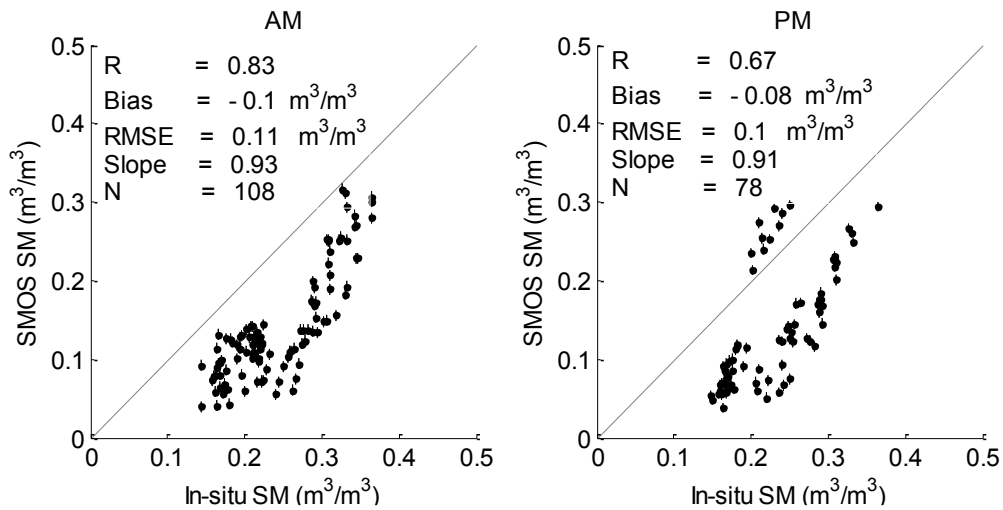


Figure 6. 6: SMOS soil moisture estimates versus the in-situ data averaged at SMOS scale.



Based on these results and using Eq. 2, SMOS soil moisture data were corrected by subtracting a bias of  $-0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$  from the AM overpass estimates, and a bias of  $-0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  from PM overpass estimates. As mentioned in Section 4.1, the only purpose of the bias correction was to decouple the errors due to SMOS soil moisture estimation algorithm from the eventual errors which will be introduced by the disaggregation approach proposed in this study.

## **5.2. SMOS soil moisture downscaling during cloud-free days**

DISPATCH was applied to the bias-corrected SMOS soil moisture estimates (see Section 4.1) for AM and / or PM overpasses corresponding to the 8 cloud-free days observed over the study area (Table 6.1). The 1-km downscaled soil moisture maps including the results from both the linear and the non-linear SEE models (see Section 4.2) are shown in Figure 6.7. At fine scale, both SEE models capture the spatial patterns in soil moisture better than SMOS data ( $\sim 40 \text{ km}$ ). However, higher soil moisture values are obtained with the non-linear model. As shown in Figure 6.5, high soil moisture values clearly follow rain events.

Figure 6.8 compares DISPATCH downscaled soil moisture to in-situ measurements for the 55 agricultural fields and the different measuring days of SMAPVEX12 field campaign (see Table 6.1). For both overpasses and both linear and non-linear SEE models, the results are quiet similar. Scatter plots show low biases (from  $-0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  to  $-0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ),  $\text{RMSE} \leq 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , and the slopes varying from 0.48 to 0.61. However, slightly poor results are found from the SMOS PM overpass, particularly in terms of correlation coefficient. This may be due to the temporal gap between the SMOS PM acquisition and the in-situ data collection. The correlation coefficients resulting from the linear model are also slightly higher ( $R = 0.81$  and  $R = 0.76$ , for the AM and PM overpasses, respectively) than those provided by the non-linear model ( $R = 0.72$  and  $R = 0.70$ , for the AM and PM overpasses, respectively).

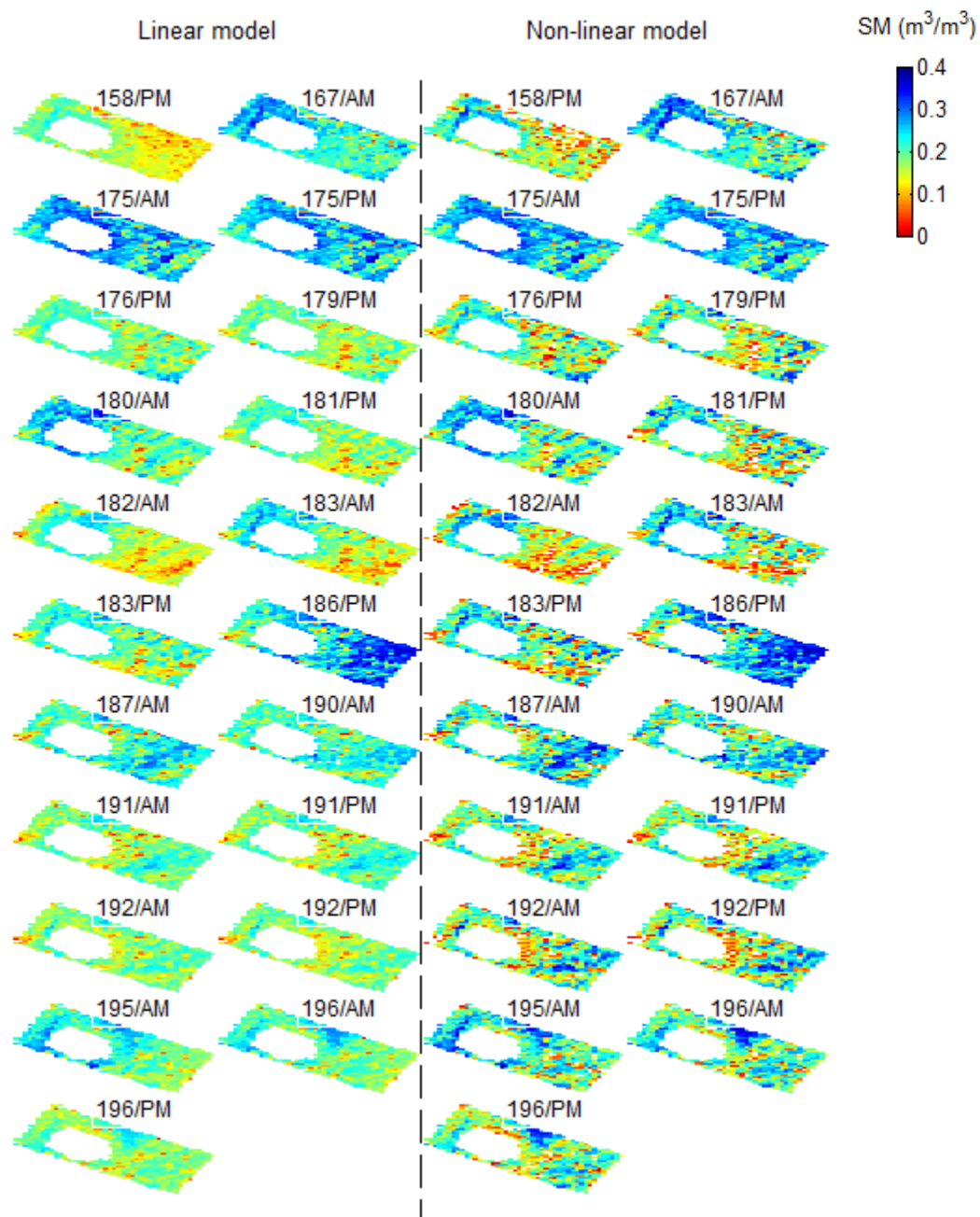


Figure 6. 7: DISPATCH downscaled soil moisture maps derived from SMOS AM and PM acquisitions during the cloud-free days of SMAPVEX12 field campaign (using linear and non-linear relationships between SEE and the near-surface soil moisture).

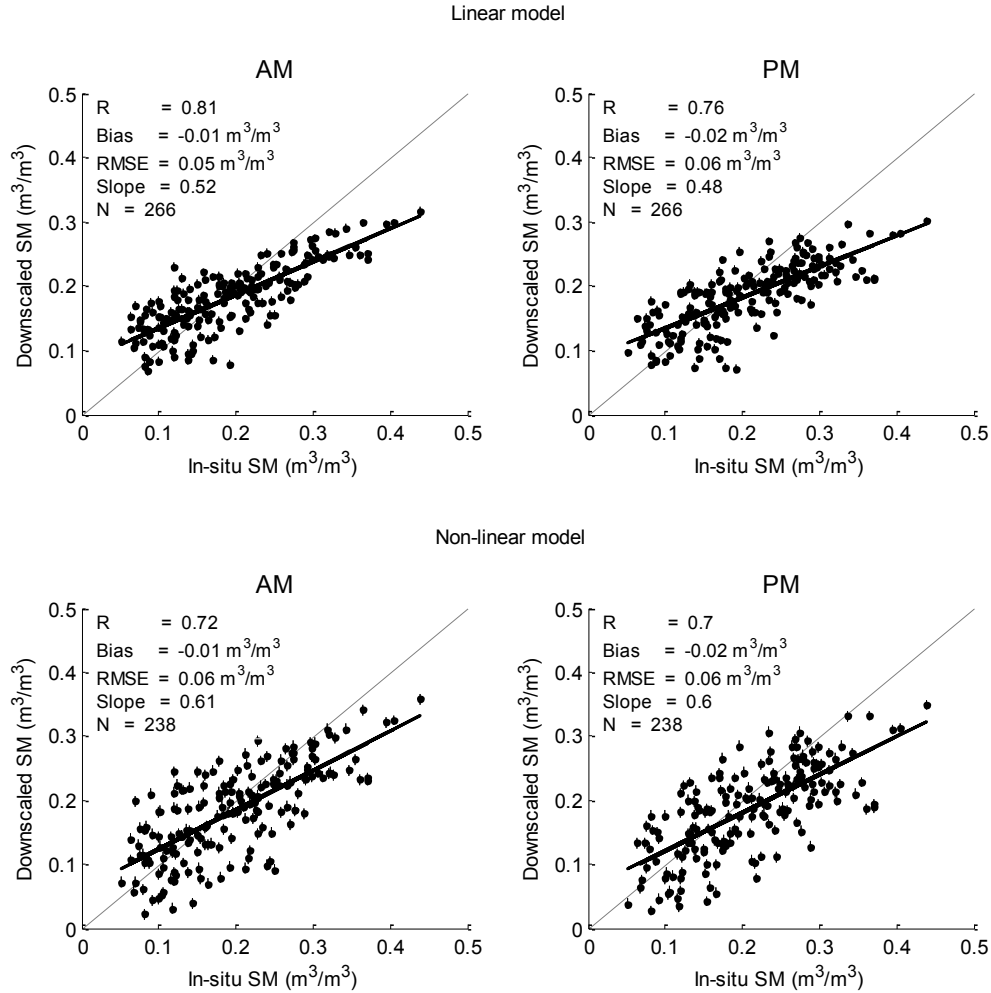


Figure 6. 8: DISPATCH downscaled soil moisture based on linear and non-linear SEE models versus in-situ data averaged at field scale.

Additionally, descriptive statistics between DISPATCH - downscaled soil moisture and in-situ measurements are calculated for each SMOS overpass, and then plotted as a function of the mean value soil moisture calculated from ground data (Figure 6.9). Each point in Figure 6.9 represents a statistic (RMSE, Bias, Correlation coefficient R or Slope) between in-situ soil moisture and DISPATCH derived soil moisture over the 55 agricultural fields for a given overpass. As for the number of points in each subplot of Figure 6.9, it corresponds to that of SMOS overpasses available for the disaggregation (6 for AM added to 5 for PM overpasses according to Table 6.1). Results indicate that the accuracy of the downscaling results is

inversely proportional to the absolute value of soil moisture. In fact, both RMSE and  $|\text{bias}|$  increase as the soil moisture increases ( $\text{RMSE} < 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $|\text{bias}| < 0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  for  $\text{SM} \approx 0.16 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ;  $\text{RMSE} \approx 0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $|\text{bias}| \approx 0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  for  $\text{SM} \approx 0.30 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). However, the correlation coefficient and slope decrease following an increase in the soil moisture values ( $R \approx 0.8$  and slope  $\approx 0.6$  for  $\text{SM} \approx 0.16 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ;  $R \approx 0.6$  and the slope  $\approx 0.3$  for  $\text{SM} \approx 0.30 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ). Moreover, scatter plots show that the results from the linear model are slightly better than those from the non-linear model in terms of the RMSE, bias, and correlation coefficient, particularly for low soil moisture values.

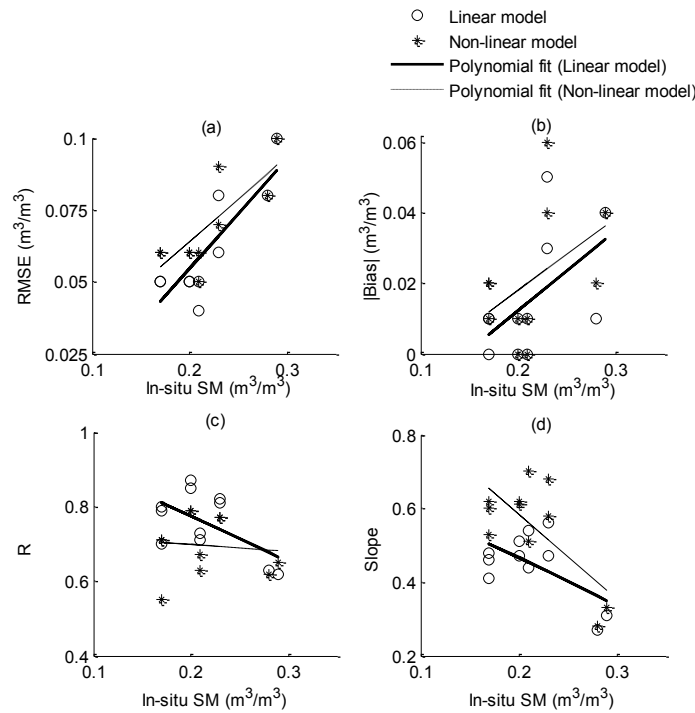


Figure 6. 9: Scatter plot of RMSE, bias, correlation coefficient  $R$ , and slope between DISPATCH derived soil moisture and in-situ data at field scale for each SMOS overpass as a function of the mean value of in-situ soil moisture over the SMAPVEX12 study site.

DISPATCH soil moisture results presented in Figures 6.8 and 6.9 confirm that for sites characterized by considerable spatial dynamics of soil moisture, both linear and non-linear SEE models lead to good disaggregated soil moisture at local scale, with slightly better results

from the linear model (in terms of correlation coefficient, bias, and RMSE compared to ground data). Therefore, only the results of the linear model will be subsequently considered in the rest of this paper.

### **5.3. Fine scale soil moisture estimation during cloudy days**

As described in Section 4.3, during cloudy days, soil moisture at fine scale was provided by combining DISPATCH soil moisture results for cloud-free days and CLASS soil moisture simulations at 1-km resolution, which were obtained from kriged meteorological and geophysical data. This combination approach is mainly based on the use of a calibration function (Eq. 5).

In Figure 6.10a, the comparison between the CLASS soil moisture results and in-situ data shows important errors (bias =  $0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , RMSE =  $0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) and a low slope (0.28), whereas the correlation coefficient between these two datasets was relatively good ( $R = 0.69$ ). Indeed, high bias and RMSE values are expected as a result of the uncertainty associated with the model itself, and the errors associated to the kriging of the meteorological and geophysical input data. Since it is not obvious to conduct interpolation with a substantial mismatch between the desired resolution (1 km) and that of the original data ( $\sim 30 \text{ km}$ ), errors are generated whatever the robustness of CLASS. This overestimation of the CLASS derived soil moisture at 0-5 cm layer was also noted by different studies (Dumedah et al., 2011; Hejazi et al., 2011). Hejazi et al. (2011) showed also a good correlation coefficient ( $R \approx 0.55$ ) between CLASS soil moisture simulations and in-situ soil moisture data.

For cloud-free days, the scatter plot between CLASS- and DISPATCH-derived soil moisture data (Figure 6.10b) shows a pattern similar to what is observed between CLASS-derived soil moisture and in-situ datasets (Figure 6.10a).

As described in Section 4.3, DISPATCH-derived soil moisture data were used to calibrate the CLASS-derived soil moisture without any ground-based data. Indeed, a calibration function was defined from the relationship between CLASS- and DISPATCH-derived soil moisture for cloud-free days (Eq. 5) which optimizes the slope (slope = 1) between these two datasets (Figure 6.12a). This calibration function was used to adjust CLASS soil moisture estimates during both cloudy and cloud-free days.

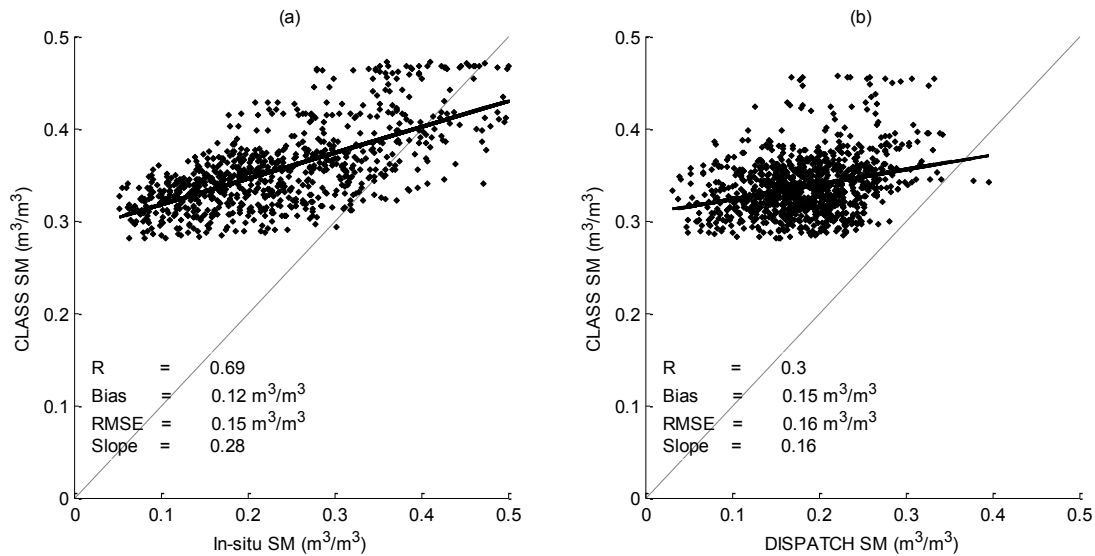


Figure 6. 10: CLASS-derived soil moisture (before calibration) as a function of (a) in-situ data averaged at field scale (~1 km), and (b) DISPATCH downscaled soil moisture during cloud-free days.

Figure 6.11 shows the temporal evolution of the CLASS/DISPATCH derived soil moisture compared to in-situ measures averaged at field scale, DISPATCH derived soil moisture and the rainfall for two selected fields included in the SMAPVEX12 study site. CLASS/DISPATCH derived soil moisture shows a response to rainfall. They increase due to rain events (DOY: 160, 163, 168, 186, 194, and 197), and decrease following a non-rainy period. Moreover, low errors were observed between the three soil moisture datasets.

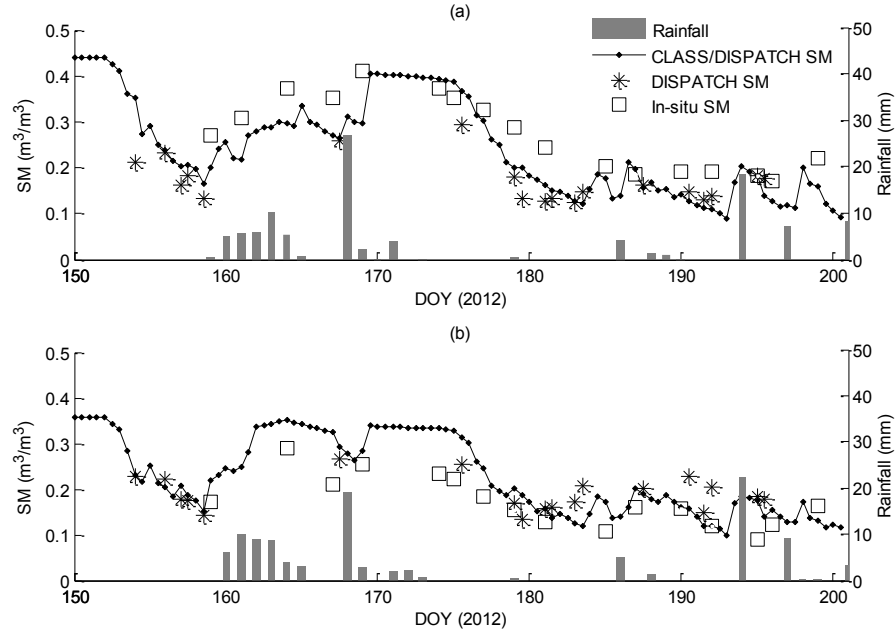


Figure 6.11: Temporal profile of CLASS/DISPATCH derived soil moisture, DISPATCH derived soil moisture, in-situ soil moisture averaged at field scale ( $\sim 1$  km) and daily cumulative rainfall for two fields included in the SMAPVEX12 study site.

For validation purposes, the calibrated CLASS soil moisture estimates at 1 km resolution were compared to ground-based data for cloudy days, cloud-free days, and for all days including cloudy and cloud-free days together (Figure 6.12b).

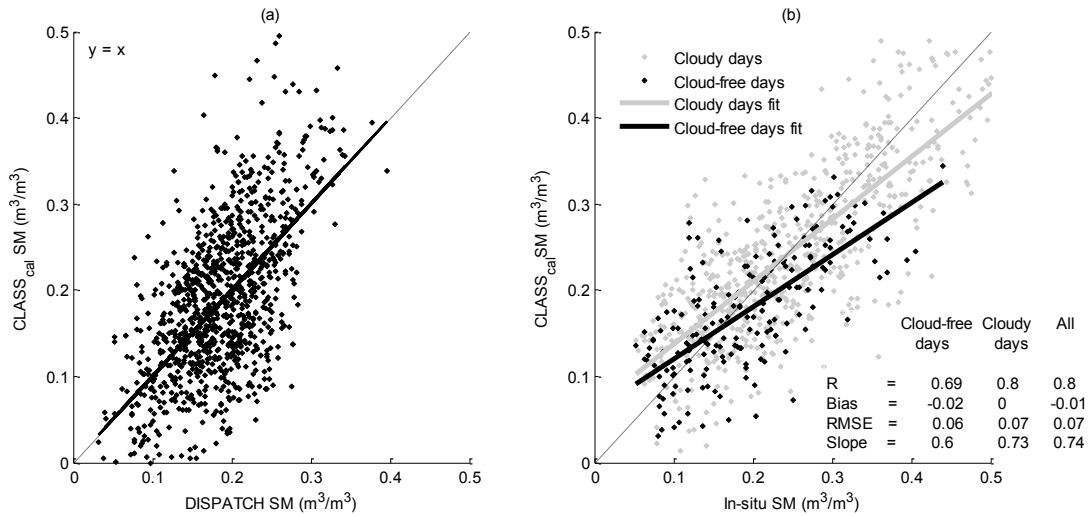


Figure 6.12: CLASS-derived soil moisture (after calibration) as a function of (a) DISPATCH downscaled soil moisture during cloud-free days and (b) in-situ data averaged at field scale ( $\sim 1$  km).

For all days, the scatter plot observed in Figure 6.12b shows a significant improvement of soil moisture estimates compared to the results obtained from CLASS alone (Figure 6.10a). Indeed, this new approach reduces the bias and the RMSE (from  $0.12 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , respectively, to  $-0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  and  $0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ), and enhances the correlation coefficient and the slope (from 0.69 and 0.28, respectively, to 0.80 and 0.74) for soil moisture estimates compared to in-situ data. We also calculated the statistics (RMSE, Bias, Slope and Correlation R) between CLASS/DISPATCH derived soil moisture and in-situ soil moisture for each field during the whole SMAPVEX12 campaign. The results are presented as a function of soil texture (% sand, % silt and % clay) in Figure 6.13. The results show that the RMSE and bias are almost independent of the soil texture (Figures 6.13.a, 6.13.c and 6.13.e). However, the correlation coefficient and the slope depend slightly on the percentage of sand and clay in the fields (Figures 6.13.b, 6.13.d and 6.13.f). This result proves that low uncertainties could be caused by the soil texture on the CLASS/DISPATCH derived soil moisture.



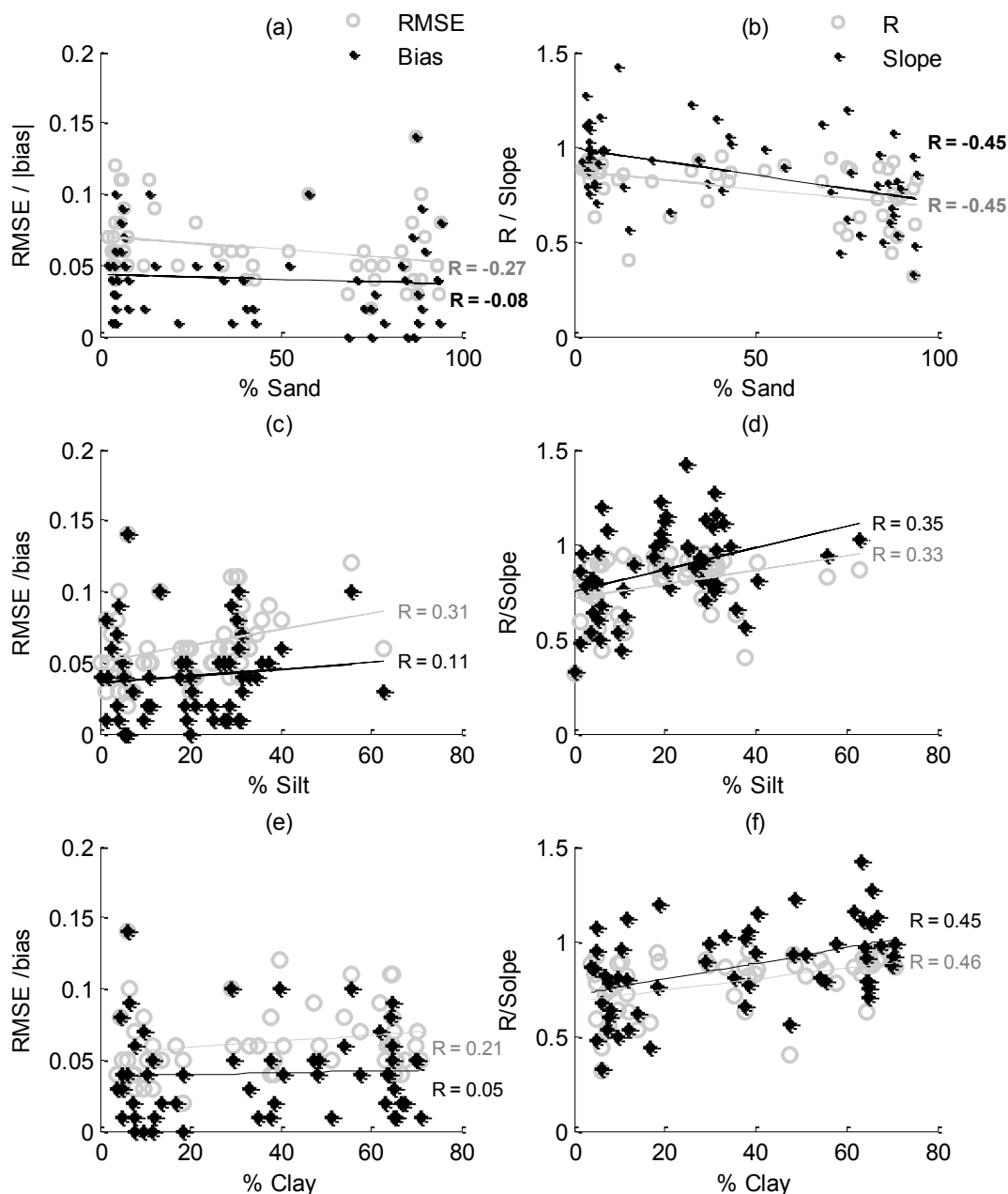


Figure 6.13: Statistics between CLASS/DISPATCH derived soil moisture and in-situ data over the 55 fields as a function of sand fraction (a and b), silt fraction (c and d) and clay fraction (e and f).

For cloudy days, Figure 6.12b shows that the calibrated CLASS soil moisture estimates at 1 km resolution present a low error (no bias,  $RMSE = 0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) as well as a good correlation coefficient ( $R = 0.80$ ) and slope ( $= 0.73$ ) when they are compared to ground-based soil

moisture data. This proves the good performance of the new approach for estimating soil moisture at 1 km resolution during cloudy days.

However, compared to in-situ data, the results obtained when combining CLASS and DISPATCH during cloud-free days are less good than those provided by DISPATCH alone (bias =  $-0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , RMSE =  $0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,  $R = 0.69$ , and slope =  $0.60$ , versus bias =  $-0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , RMSE =  $0.05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,  $R = 0.81$ , and slope =  $0.52$  (see Section 5.2)).

## **6. Conclusion and discussion**

This paper is a contribution to coarse resolution SMOS soil moisture ( $\sim 40 \text{ km}$ ) downscaling methods. To derive soil moisture at fine scale, we focus on the agricultural site of the SMAPVEX12 field campaign and on the dataset collected during this field experiment. From June 6 to July 17, 2012, SMOS (version 5.51) and ground soil moisture values acquired during SMAPVEX12 are characterized by good spatial and temporal dynamics. They are complemented by MODIS optical/thermal data, NARR atmospheric data, and geophysical data provided by Environment Canada.

Firstly, SMOS soil moisture estimates were validated using ground soil moisture aggregated at the SMOS scale. In order to account for the representativeness of the ground measurements with respect to SMOS footprint, the validation was conducted with SMOS pixels encompassing at least 10 measured fields. A good correlation was found between the two datasets ( $R = 0.83$  and  $R = 0.67$ , respectively, for the AM and the PM overpasses). SMOS soil moisture estimates also show a sensitivity to rainfall. However, as observed by several authors (Bircher et al., 2012; Lacava et al., 2012; Djamai et al., 2015a), SMOS soil moisture estimates

are highly underestimated in comparison with ground measurements (bias of about  $-0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ).

The downscaling algorithms were applied to bias-corrected SMOS soil moisture estimates in order to separate the errors generated by the downscaling algorithms from those associated to the SMOS data themselves (Merlin et al., 2012b; Merlin et al., 2013). It should be noted that the bias correction process applied before the downscaling processes, is facultative. Here, the idea was to analyze the errors generated by the downscaling processes alone. Those associated to SMOS data are sufficiently discussed in the literature (Djamai et al., 2015a; Al-Yaari, et al., 2014; Bircher et al., 2012; Lacava et al., 2012; Sanchez et al., 2012). They vary from a region to another (Yaari, et al., 2014), and tend to decrease with new SMOS product versions (Djamai et al., 2015a).

For cloud-free days, DISPATCH, a physically based downscaling algorithm which integrates MODIS optical/thermal data, was used to downscale SMOS moisture estimates. The resulting 1-km soil moisture maps captured the soil moisture variability over the study site. Comparison of the disaggregated soil moisture with ground-based soil moisture measurements shows the good performance of DISPATCH ( $R$  from 0.7 to 0.81,  $\text{RMSE} \approx 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , slopes from 0.48 to 0.61, and  $|\text{bias}| \leq 0.02 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) with slightly better results obtained from SMOS soil moisture estimates of the AM overpass than those from the PM overpass. In fact, even at global scale (section 5.1), SMOS soil moisture estimates from the AM overpass were found to be closer to ground data than those from the PM overpass. This is expected because of more stable surface temperature during the AM overpass which benefits the SMOS retrieval algorithm. Another possible explanation could be the temporal gap between SMOS PM acquisitions ( $\sim 6 \text{ p.m.}$ ) and ground data collection (between 6 a.m. and mid-day). Even though

they are comparable, the results obtained with the SEE linear model were found to be better than those with the non-linear model. This is consistent with the studies by Merlin et al. (2012b and 2013) conducted over a semi-arid area including irrigated field sites and in contrast with the results found for very wet soil moisture conditions (Djamai et al., 2015b). In fact, the important spatial variability of soil moisture over the study site contributed significantly to properly calibrate the dry and wet edges of the trapezoidal model, leading to an important contrast between  $T_{Smax}$  and  $T_{Smin}$ . This helped the linear model to accurately distribute the soil moisture values between very dry to very wet soils (Djamai et al., 2015b).

Due to the integration of optical/thermal data, the DISPATCH algorithm is not suitable for cloudy days. To overcome this limitation, we investigated a method to estimate soil moisture at 1 km resolution for cloudy days using DISPATCH results obtained during cloud-free days. Regardless of the cloud conditions, land surface schemes are operational at different spatial scales. They were previously used to simulate the vertical profile of soil moisture based on microwave estimates of the top layer soil moisture (Moran et al., 2004). However, the current study is probably among the firsts using a land surface scheme to downscale coarse resolution remotely sensed soil moisture. We found that DISPATCH and the Canadian Land Surface Scheme (CLASS) combination can provide consistent results, despite the use and interpolation of NARR atmospheric data and Environment Canada geophysical data (soil and vegetation parameters) as forcing data. The assimilation of disaggregated soil moisture into a land surface forced by coarse scale atmospheric forcing data was also addressed in (Merlin et al. 2006).

The proposed downscaling approach has the advantage of being easy to use and is not dependent on costly and sometimes unavailable ground soil moisture. This is a relevant point that enhances the interest of using the proposed approach. For cloudy days, our results showed

the high potential of this new approach with the following statistics obtained from a comparison with ground soil moisture data:  $R = 0.80$ ,  $\text{bias} = 0 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,  $\text{RMSE} = 0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , and  $\text{slope} = 0.73$ . For no cloudy days, results from the CLASS/DISPATCH combination (section 5.3) were found to be lower than those provided by DISPATCH alone (section 5.2). Therefore, the combination is not recommended for cloud-free days. The better results found with DISPATCH alone compared to those obtained with CLASS/DISPATCH combination for cloud free days could be explained eventually by the uncertainty of CLASS input data, and by the calibration function used in the actual work. The slope correction method in this work was chosen due to its simplicity, but may be too rigid in some situations. For future works, the downscaling approach may be improved by using more adaptive calibration functions.

In parallel with the actual work, a set of studies were conducted to downscale coarse resolution passive remotely sensed soil moisture regardless of cloud condition. Pellenq et al. (2003) considered downscaling method based on topography and soil depth information. The developed model makes use of a simple Soil Vegetation Atmosphere Transfer model coupled to the TOPMODEL formalism (Stieglitz et al., 1997), and is able to simulate realistic surface soil moisture at 100 m scale ( $R \approx 0.80$  compared to ground data). Others suggest the combination of passive micro-wave remotely sensed soil moisture estimates with active microwave data. Indeed, Das et al., (2014) reported that reliable soil moisture estimates at 9 km resolution ( $\text{RMSE} < 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) could be retrieved by combining SMAP's L-band brightness temperature measurements at low resolution ( $\sim 40 \text{ km}$ ) and SMAP's L-band synthetic aperture radar (SAR) backscatter measurements at high resolution ( $\sim 3 \text{ km}$ ).

The potential sources of error in the actual new approach may come primarily from CLASS input data, the interpolation process and the uncertainties inherent to the land surface scheme

itself (Franks, 1999, Bosshard et al., 2013). In fact, the used NARR data presents important uncertainties (Dominguez et al., 2008), especially when interpolated at this fine scale. The vegetation cover density may also introduce important errors in the simulated soil moisture. Other error sources could be explained by the uncertainty linked to DISPATCH, especially the approximations introduced by the SEE models (Kim and Hogue, 2012).

Nevertheless, this study demonstrates the potential of DISPATCH and CLASS for time continuous monitoring of surface soil moisture at 1 km scale. It is surely an important step toward the application of SMOS data to studies at fine scale. However, the method remains empirical despite the use of several physical concepts. In addition, the results reliability is strongly dependent on the accuracy of input data and DISPATCH results for cloud-free days. In this study, the slope correction function was used to calibrate CLASS soil moisture simulations taking advantage of the linearity of the relationship between DISPATCH and CLASS results for cloud-free days. However, non-linear terms could intervene due for example to the presence of vegetation or the soil property effects. In these cases, other calibration functions may be investigated. Therefore, despite the successful application of the approach to SMAPVEX12 study site, several open questions remain for future investigations. The applicability of the method needs to be tested in different climate, topography and soils conditions.

## **Acknowledgments**

This study was funded by the Canadian Space Agency Class Grant and Contribution Program as part of the Canadian plan to spatial missions of soil moisture. The authors would like to thank the funding agencies of SMAPVEX12 (Agriculture and Agri-Food Canada, United States Department of Agriculture, University of Manitoba, University of Guelph, Université

de Sherbrooke, University of Southern California, Massachusetts Institute of Technology, Environment Canada, Canadian Space Agency, and National Aeronautics and Space Administration) and all the participants to SMAPVEX12. We also thank the European Space Agency (ESA) for providing the SMOS data, Environment Canada for providing the land surface scheme CLASS, Richard Harvey and OURANOS for providing the geophysical data, the CESBIO SMOS team for their collaboration and the anonymous reviewers for their comments and suggestions to improve the quality of the paper.

## References

- Al-Yaari, A., Wigneron, J.P., Ducharne, A., Kerr, Y.H., De Rosnay, P., De Jeu, R., Govin, A., Al Bitar, A., Albergel, C., Muñoz-Sabaterd, J., Richaume, R., Mialon, A. (2014). Global-scale evaluation of two satellite-based passive microwave soil moisture datasets (SMOS and AMSR-E) with respect to Land Data Assimilation System estimates. *Remote Sensing of Environment*, 149, 181-195.
- Al Bitar, A., Leroux, D., Kerr, Y., Merlin, O., Richaume, P., Sahoo, A., Wood, E.F. (2012). Evaluation of SMOS Soil Moisture Products Over Continental U.S. Using the SCAN/SNOTEL Network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1572-1586.
- Alavi, N., Berg, A. A., Warland, J. S., Parkin, G., Versegny, D., Bartlett, P. (2010). Evaluating the impact of assimilating soil moisture variability data on latent heat flux estimation in a land surface model. *Canadian Water Resources Journal*, 35, 157–172.
- Bircher, S., Skoul, N., Jensen, K.H., Walker, J.P., Rasmussen, L. (2012). A soil moisture and temperature network for SMOS validation in Western Denmark. *Hydrology and Earth System Sciences Discussion*, 16, 1445–1463.
- Bosshard, T., Carambia, M., Goergen, K., Kotlarski, S., Krahe, P., Zappa, M., Schar, C. (2013). Quantifying uncertainty sources in an ensemble of hydrological climate-impact projections. *Water Resources Research*, 49, 1523 – 1536.
- Carlson, T. N., Gillies, R. R., Perry, E. M. (1994). A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer soil water content and fractional vegetation cover.

Remote Sensing Reviews, 52, 45–59.

Chauhan, N. S., Miller, S., Ardanuy, P. (2003). Spaceborne soil moisture estimation at high resolution: a microwave-optical/IR synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing*, 24, 4599–4622.

Choudhury, B.J., Golus, R.E. (1988). Estimating soil wetness using satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 9, 1251-1257.

Comer, N.T., Lafleur, Peter M., Roulet, N. T., Letts, M. G., Skarupa, M., Versegny, D., A (2000). Test of the Canadian Land Surface Scheme (CLASS) for a Variety of Wetland Types. *Atmosphere - Ocean*, 38, 161–179.

Das, N. N., Entekhabi, D., Njoku, E.G. (2011). An Algorithm for Merging SMAP Radiometer and Radar Data for High-Resolution Soil-Moisture Retrieval, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49, 1504-1512.

Das, N. N., Entekhabi, D., Njoku, E.G., Shi, J.J.C, Johnson, J.T, Colliander, A. (2014). Tests of the SMAP Combined Radar and Radiometer Algorithm Using Airborne Field Campaign Observations and Simulated Data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52, 2018-2028.

De Elia, R., and Cote, H. (2010). Climate and climate change sensitivity to model configuration in the Canadian RCM over North America. *Meteorologische Zeitschrift*, 19, 1-15.

Demarty, J., Otl/, C., Braud, I., Olioso, A., Frangi, J.P., Bastidas, L.A., Gupta, H.V. (2004). Using a multiobjective approach to retrieve information on surface properties used in a SVAT model. *Journal of Hydrology*, 287, 214 – 236.

Djamai, N., Magagi, R., Goita, K., Hosseini, M., Cosh, M.H, Berg, A., Toth, B. (2015a). Evaluation of SMOS soil moisture products over the CanEx-SM10 area. *Journal of Hydrology*, 520, 254-267.

Djamai N., Magagi R., Goita K., Merlin O., Kerr H.Y., Walker A. (2015b). Disaggregation of SMOS Soil Moisture over the Canadian Prairies, *Remote Sensing of Environment*, 170, 255–268.

Dominguez, F., Kumar, P. (2008) Precipitation Recycling Variability and Ecoclimatological Stability - A Study Using NARR Data. Part II: North American Monsoon Region. *American Meteorological Society*, 21, 5187-5203.



- Draper C.S., Walker J.P., Steinle P.J., De Jeu, R., Holmes T.R.H. (2009). An evaluation of AMSR-E derived soil moisture over Australia. *Remote Sensing of Environment*, 113, 703–710.
- Dumedah, G., Berg, A. (2011). An Integrated Framework for a Joint Assimilation of Brightness Temperature and Soil Moisture Using the Nondominated Sorting Genetic Algorithm II. *Journal of hydrometeorology*, 12, 1596-1609.
- Dursun, M., Ozden, S. (2011). A wireless application of drip irrigation automation supported by soil moisture sensors. *Scientific Research and Essays*, 6, 1573-1582.
- Elbialy, S., Mahmoud, A., Pradhan, B., Buchroithner, M. (2014). Application of spaceborne synthetic aperture radar data for extraction of soil moisture and its use in hydrological modelling at Gottleuba Catchment, Saxony, Germany. *Journal of Flood Risk Management*, 7, 159–175.
- Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., et al. (2010). The Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98, 704–716.
- Evensen, G. (2003). The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation. *Ocean Dynamics*, 53, 343–367.
- Franks, S.W. (1999). Conditioning a multiple-patch SVAT model using uncertain time-space estimates of latent heat fluxes as inferred from remotely sensed data. *Water Resources Research*, 35, 2751-2761.
- Hejazi, A. et Woodbury, A.D. (2011). Evaluation of Land Surface Scheme SABAE-HW in Simulating Snow Depth, Soil Temperature and Soil Moisture within the BOREAS Site, Saskatchewan. *Atmosphere-Ocean*, 49, 408–420.
- Henderson, S. A., Yang, Z.L. (1993). The Project for Intercomparison of Land-surface Parameterization Schemes. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 74, 1335 – 1349.
- Indra Espacio S.A. (2012). SMOS Level 2 and Auxiliary Data Products Specifications, Product Document, SO-TN-IDR-GS-0006.
- Kerr, Y. H. (2007). Soil moisture from space: Where are we? *Hydrogeology Journal*, 15, 117-120.
- Jackson, T.J., Bindlish, R., Cosh, M.H., Zhao, T., Starks, P.J., Bosch, D.D., Seyfried, M., Moran,

M.S., Goodrich, D.C., Kerr, Y.H., Leroux, D. (2012). Validation of Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) Soil Moisture Over Watershed Networks in the U.S. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1530-1543.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneronand, J.P., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M. J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S.E., Drinkwater, M.R., Hahne, A., Martin-Neira, M., and Mecklenburg, S. (2010). The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 98, 666 – 687.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Richaume, P., Davenport, I., Ferrazzoli, P., Wigneron, J.P. (2011). Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for the SMOS Level 2 Soil Moisture Processor Development Continuation Project, SMOS level 2 Processor for Soil Moisture, SO-TN-ARR-L2PP-0037, Issue 3.6.

Kim, J., and Hogue, T.S. (2012). Improving Spatial Soil Moisture Representation through Integration of AMSR-E and MODIS Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 446-460.

Koster, R.D., Mahanama, S.P. P., Yamada, T.J., Balsamo, G., Berg, A.A., Boisserie, M., Dirmeyer, P.A., Doblas-Reyes, F.J., Drewitt, G., Gordon, C.T., Guo, Z., Jeong, J.H., Lee, W.S., Li,Z., Luo, L., Malyshev, S., Merryfield, W.J., et al. (2011). The Second Phase of the Global Land–Atmosphere Coupling Experiment: Soil Moisture Contributions to Subseasonal Forecast Skill. *Journal of Hydrometeorology*, 12, 805–822.

Lacava, T., Matgen, P., Brocca, L., Bittelli, M., Pergola, N., Moramarco, T., Tramutoli, V. (2012). A First Assessment of the SMOS Soil Moisture Product with in-situ and modeled Data in Italy and Luxembourg. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1612–1622.

Manabe, S. (1969). Climate and the ocean circulation. I. The atmospheric circulation and the hydrology of the Earth's surface. *Monthly Weather Review*, 97, 739–774.

McNairn, H., Jackson, T.J., Wiseman, G., Bélair, S., Berg, A., Bullock, P., et al. (2015). The Soil Moisture Active Passive Validation Experiment 2012 (SMAPVEX12): Prelaunch Calibration and Validation of the SMAP Soil Moisture Algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53, 2784-2801.

Merlin, O., Escorihuela, M.J., Mayoral, M.A., Hagolle, O., Al Bitar, A., Kerr, Y. (2013). Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: an evaluation study at 3 km and 100 m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sensing of Environment*, 13, 25-38.

Merlin, O., Jacob, F., Wigneron, J.P., Walker, J. et Chahbouni, G. (2012a) Multidimensional Disaggregation of Land Surface Temperature Using High-Resolution Red, Near Infrared, Shortwave-Infrared, and Microwave-L Bands. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.1864–1880.

Merlin, O., Rüdiger, C., Al Bitar, A., Richaume, P., Walker, J. P., Kerr, Y. H. (2012b). Disaggregation of SMOS soil moisture in Southeastern Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1557–1571.

Merlin, O., Walker, J. P., Chahbouni, A., Kerr, Y. (2008). Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Remote Sensing of Environment*, 112, 3935–3946.

Merlin O., Chahbouni A., Boulet G., Kerr Y. (2006). Assimilation of disaggregated microwave soil moisture into a hydrologic model using coarse-scale meteorological data. *Journal of Hydrometeorology* 7, 1308-1322.

Merlin, O., Chahbouni, A.G., Kerr, Y.H., Njoku, E.G. and Entekhabi, D. (2005) A combined modeling and multispectral/multiresolution remote sensing approach for disaggregation of surface soil moisture: application to SMOS configuration, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43, 2036-2050.

Mesinger, F., DiMego, G., Kalnay, E., Mitchell, K., et al. (2006). North American Regional Reanalysis (NARR). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 87, 343–360.

Mihailovic, D.T., De Bruin, H.A.R., Van Dijken, A. (1992). A study on the sensitivity of land surface parametrization to the inclusion of different Fractional covers and soil textures. *American Meteorological Society*, 31, 1477-1487.

Molero, B., Merlin, O., Malbêteau, Y., Al Bitar, A., Cabot, F., Stefan, V., Bacon, S., Kerr, Y., Bindlish, R., Jackson, T.J. (2015). New SMOS disaggregated soil moisture product at 1km resolution: processor overview and first validation results. Submitted to *Remote Sensing of Environment*.

- Moran, M. S., Clarke, T. R., Inoue, Y., Vidal, A. (1994). Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 49, 246–263.
- Moran, M.S., Peters-Lidard, C.D., Watts, J.M., McElroy, S. (2004). Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 30, 805 -826.
- Njoku, E.G., Jackson, T.J., Lakshmi, V., Chan, T.K. (2003) Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, 215 - 229.
- Njoku, E.G, Entekhabi, D. (1996). Passive microwave remote sensing of soil moisture. *Journal of Hydrology*, 184, 101–129.
- Oliva, R., Daganzo-Eusebio, E., Kerr, Y. H., Mecklenburg, S., Nieto, S., Richaume, P., Gruhier, C. (2012). SMOS Radio Frequency Interference Scenario: Status and Actions Taken to Improve the RFI Environment in the 1400–1427-MHz Passive Band. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 1427-1439.
- Overgaard, J., Rosbjerg, D., Butts, M.B. (2006) Land-surface modelling in hydrological perspective – a review. *Biogeosciences*, 3, 229 – 241.
- Pellenq, J., Kalma, J., Boulet, G., Saulnier, G.M., Wooldridge, S., Kerr, Y. and Chehbouni, A. (2003). A disaggregation scheme for soil moisture based on topography and soil depth. *Journal of Hydrology*, 276, 112-127.
- Piles, M., Camps, A., Vall-llossera, M., Corbella, I., Panciera, R., Rudiger, C., Kerr, Y.H., Walker, J. (2011). Downscaling SMOS-Derived Soil Moisture Using MODIS Visible/Infrared Data. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 49, 3156-3166.
- Rahimzadeh-Bajgiran, P., Berg, A., Champagne, C., Omasa, K. (2013). Estimation of soil moisture using optical/thermal infrared remote sensing in the Canadian Prairies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 83, 94–103.
- Roy, A., Royer, A., Montpetit, B., Bartlett, P.A., Langkois, A., (2013). Snow specific surface area simulation using the one-layer snow model in the Canadian LAnd Surface Scheme (CLASS). *The Cryosphere*, 7, 961 -975.
- Sánchez, N., Martínez-Fernández, J., Scaini, A., Pérez-Gutiérrez, C. (2012). Validation of the

SMOS L2 Soil Moisture Data in the REMEDHUS Network (Spain). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50, 1602-1611.

Sánchez-Ruiz, S., Piles, M., Sánchez, N., Martínez-Fernández, J., Vall-llossera, M., Camps, A. (2014). Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. *Journal of Hydrology*, 516, 273–283.

Skarupa, M.R., Verseghy, D.L. (2000). Parametrization of Peatland Hydraulic Properties for the Canadian Land Surface Scheme. *Atmosphere-Ocean*, 38, 141–160.

Stein, M.L. (1999). *Interpolation of Spatial Data, Some Theory for Kriging*. Springer Series in Statistics. ISBN 0-387-98629-4.

Stieglitz, M., Rind, D., Famiglietti, J., Rosenzweig, C. (1997). An efficient approach to modeling the topographic control of surface hydrology for regional and global climate modeling. *Journal of Climatology*, 10, 118–137.

Verseghy, D. (1991). CLASS-A Canadian land surface scheme for GCMs, I. Soil model. *International Journal of Climatology*, 11, 111–133.

Verseghy, D., McFarlane, N., and Lazare, M. (1993). CLASS-A Canadian land surface scheme for GCMs, II. Vegetation model and coupled runs, *International Journal of Climatology*, 13, 347–370.

Verseghy, D. (2011). *CLASS – The Canadian Land Surface Scheme (Version 3.5): Technical Documentation (Version 1)*, p 180.

# Chapitre 7

## Discussions et conclusions générales

SMOS, lancé en 2009, est le premier satellite destiné à cartographier l'humidité du sol à l'échelle du globe à partir des mesures de température de brillance en bande L jugées optimales pour estimer l'humidité de la couche  $\sim 0 - 5$  cm du sol. Les travaux de recherche réalisés dans cette thèse s'inscrivaient dans le cadre de la validation de l'humidité du sol de SMOS en zones agricoles et forestières situées dans les Prairies Canadiennes, et le développement de méthodes de désagrégation permettant d'extraire l'humidité du sol à l'échelle locale (1 km de résolution) à partir des données à résolution spatiale grossière de SMOS ( $\sim 40$  km). Ceci permettra l'exploitation rigoureuse de ces données d'humidité du sol dans les études à grandes échelles (météorologie, climatologie...) ainsi que pour les études à l'échelle locale (agriculture, l'hydrologie...).

Les données collectées au cours des campagnes de terrain CanEx-SM10 et SMAPVEX12, utilisées dans ce travail pour la validation des résultats, présentent un avantage important pour les recherches effectuées. Ces deux campagnes de terrain de grande envergure se sont tenues sur deux sites agricoles et un site forestier (BERMS) situés dans les Prairies canadiennes. Elles sont inscrites dans le cadre des activités de validation de l'humidité du sol de SMOS et les activités de pré-lancement du satellite SMAP.

Les estimations d'humidité du sol de SMOS se sont améliorées de manière significative de

la version la plus ancienne v.309 à la version v.551 comparativement aux mesures in situ; des différences faibles sont notées entre les versions v.501 et v.551. Sur les sites agricoles, les données d'humidité du sol issues de ces deux dernières versions présentent de bons coefficients de corrélation avec les mesures in situ ( $R > 0,58$  sur le site de Kenaston et  $R > 0,67$  sur le site de Winnipeg, avec la version v.551). Cependant, l'humidité du sol est généralement sous-estimée, comme il est rapporté également dans d'autres travaux portant sur la validation des données SMOS (Bircher et al, 2012; Lacava et al, 2012). Cette sous-estimation est expliquée par des mesures élevées de température de brillance en polarisation verticale (Gherboudj et al., 2012). Sur le site de Winnipeg, elle est de  $-0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , en termes de biais. Sur le site de Kenaston, elle est moins importante en mode descendant, notamment avec les versions v.501 et v.551 (biais  $\approx -0,03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ;  $\text{RMSE} \approx 0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  avec la version v.551). La sous-estimation importante de l'humidité du sol en mode ascendant sur le site de Kenaston (biais  $\approx -0,10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,  $\text{RMSE} \approx 0,11 \text{ m}^3/\text{m}^3$  avec la version v.551) est due au phénomène de RFI qui affecte les acquisitions de SMOS en Amérique de nord dans ce mode d'acquisition (Oliva et al., 2012). Considérant le niveau de précision ciblé par la mission SMOS ( $\text{RMSE} \leq 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ), les résultats montrent qu'aucune des versions évaluées d'humidité du sol de SMOS ne satisfait l'objectif de la mission. En effet, l'erreur la plus faible entre les données SMOS et les mesures in situ est environ 50 % plus élevée que la précision souhaitée par la mission SMOS.

Comparées aux produits satellitaires de l'humidité du sol existants, sur le site de Kenaston, l'humidité du sol de SMOS en mode descendant, non perturbée par le RFI, se compare généralement mieux aux mesures in situ que les données d'ASCAT, d'AMSR-E/NSIDC et AMSR-E/VUA. Ceci est cohérent avec les résultats obtenus sur d'autres sites en Amérique de nord, en Australie et en Asie centrale (Leroux et al., 2013), ainsi qu'avec ceux obtenus sur des

sites agricoles situés en France et en Italie (Brocca et al., 2011). Toutefois, les faibles coefficients de corrélation obtenus avec les données d'AMSR-E/VUA sont incohérents avec les résultats obtenus par Brocca et al. (2011) sur les sites agricoles en France et en Italie, ainsi que ceux obtenus par Champagne et al. (2010) sur des sites au Canada. En effet, la présente étude est l'une des premières où les données d'AMSR-E/NSIDC présentent de meilleures performances que les données d'AMSR-E/VUA. Cependant, en dépit des bons résultats obtenus avec les données d'AMSR-E/NSIDC, en modes ascendant et descendant, leurs profils temporels montrent une certaine stabilité et une faible sensibilité à la pluviométrie, particulièrement avec la croissance de la végétation, à cause de la fréquence utilisée (bande X). En mode ascendant, les données d'humidité du sol d'ASCAT se comparent mieux aux mesures in situ que les données de SMOS, AMSR-E/NSIDC et AMSR-E/VUA.

En forêt (sur le site de BERMS), à cause de la densité du couvert végétal, les algorithmes d'estimation de l'humidité du sol à partir des mesures SMOS étaient moins efficaces. En effet, les séries temporelles de l'humidité du sol de SMOS présentent des fluctuations importantes, ainsi que des discontinuités dues à des problèmes d'inversion de l'humidité du sol dans ce type de milieu. Les meilleurs résultats sont obtenues avec les versions v.501 et v.551. Les données d'ASCAT montrent également une bonne corrélation avec les mesures in situ, mais elles présentent des erreurs importantes. Pour AMSR-E, ni la fréquence utilisée ni l'angle d'incidence n'étaient optimal pour l'estimation de l'humidité du sol dans la forêt (Zhang et al., 2011). En effet, l'humidité du sol d'AMSR-E/NSIDC présente un profil temporel plus stable que celui observé en zone agricole, tandis que les données d'AMSR-E/VUA présentent une large surestimation et un faible coefficient de corrélation par rapport aux mesures in situ. La surestimation importante de l'humidité du sol d'AMSR-E/VUA est généralement notée sur les sites forestiers, et elle est expliquée par des valeurs d'épaisseur optique élevées (De Jeu et al.,



2008; Parinussa et al., 2011) générant une contribution faible du sol.

Considérant ces résultats, la première hypothèse de cette thèse, qui stipulait que l'algorithme d'estimation de l'humidité du sol de SMOS est valide pour les zones agricoles et forestières des Prairies canadiennes, est confirmée en partie. La version v.551 du produit d'humidité du sol de SMOS est recommandée pour les travaux futurs. Toutefois, en raison de la faible différence observée entre les versions v.400, v.501 et v.551, un produit composite SMOS peut être suggéré pour résoudre le problème de discontinuité des séries temporelles de SMOS, en particulier sur la forêt. La fusion des données SMOS avec les données d'ASCAT peut être aussi proposée étant donnée la bonne corrélation entre les données de ces deux capteurs.

Dans la deuxième partie de cette thèse, l'algorithme de désagrégation DISPATCH est évalué pour différentes conditions d'humidité du sol sur les prairies canadiennes. Il a montré généralement de bons résultats. En effet, pour une bonne variabilité spatiale de l'humidité du sol (le site de Winnipeg au cours de la campagne de terrain SMAPVEX12), les données d'humidité du sol à 1 km de résolution dérivées de DISPATCH se comparent bien aux mesures in situ. Toutefois, celles dérivées du modèle linéaire, liant l'efficacité d'évaporation à l'humidité du sol ( $R > 0,76$  ;  $RMSE \approx 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et pente  $\approx 0,50$ ) sont légèrement meilleures que celles obtenues avec le modèle non-linéaire ( $R \approx 0,70$ ;  $RMSE \approx 0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  et pente  $\approx 0,60$ ). Ces résultats vont dans le même sens que ceux obtenus en zones semi-arides en Australie (Merlin et al., 2012.b) et en Espagne (Merlin et al., 2013), qui contenaient des champs irrigués. En revanche, en conditions de sol très humide (le site de Kenason au cours de la campagne de terrain CanEx-SM10), les résultats de DISPATCH avec le modèle non-linéaire (comparés aux mesures in situ :  $R \geq 0,37$  ;  $RMSE \approx 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,8$  ;

comparés aux données L-MEB :  $R \geq 0,70$  ;  $RMSE \approx 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,80$ ) sont meilleurs que les résultats obtenus avec le modèle linéaire (comparés aux mesures in situ :  $R \geq 0,50$  ;  $RMSE \approx 0,09 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\geq 1,4$  ; comparés aux données L-MEB :  $R \geq 0,73$  ;  $RMSE \approx 0,08 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 1,6$  ). Ceci est en contradiction avec les résultats obtenus sur le site de Winnipeg ainsi que ceux obtenus en zones semi-arides par d'autres auteurs (Merlin et al., 2012.b ; Merlin et al., 2013). En effet, en conditions de sol très humides, la variabilité spatiale de l'humidité du sol est faible. Par conséquent, en raison de la difficulté de trouver une surface sèche à l'intérieur d'un pixel SMOS, la limite sèche  $T_{s_{max}}$  est sous-estimée. Ainsi, le modèle linéaire considère la température du pixel MODIS le moins humide inclus dans le pixel SMOS considéré comme une limite sèche. Et, il tend à rehausser linéairement l'intervalle de variabilité de l'humidité du sol présente à l'intérieur du pixel SMOS sur un intervalle plus large : allant d'un sol sec (contenu en eau  $\approx 0 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) à un sol très humide. En conséquence, des pentes prononcées sont observées entre l'humidité du sol dérivée du modèle linéaire et les données de référence (les mesures in situ ou les données d'humidité du sol dérivées de L-MEB), contrairement aux pentes obtenues avec les données d'humidité du sol dérivées du modèle non-linéaire qui est capable de compenser la sous-estimation systématique de  $T_{s_{max}}$ . Par ailleurs, l'étude de sensibilité a montré que les valeurs d'humidité du sol dérivées de DISPATCH en conditions humides, particulièrement celles dérivées avec le modèle linéaire, présentent une sensibilité importante à  $T_{s_{max}}$  ( $\approx 0.10 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$  avec le modèle linéaire et  $\approx 0.05 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$  avec le modèle non-linéaire). Considérant ces résultats, le modèle non-linéaire entre l'efficacité d'évaporation et l'humidité du sol est recommandé pour désagréger l'humidité du sol de SMOS avec DISPATCH dans des conditions des sols très humides.

Différentes approches peuvent être suggérées pour améliorer l'estimation de  $T_{S_{max}}$  en conditions humides, de sorte qu'elle soit représentative d'une surface sèche (contenu en eau  $\approx 0 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) dans la même condition atmosphérique. Une extrapolation d'une condition de sol sèche antérieure sur le même pixel SMOS ou bien la considération d'une valeur standard pour chaque période de l'année peuvent être des alternatives. Cependant, elles sont limitées par l'uniformité des conditions atmosphériques requise pour l'application de DISPATCH (Merlin et al., 2008). Quant à l'estimation de  $T_{S_{max}}$  avec un schéma de surface, cela nécessite un nombre important des données d'entrées précises qui ne sont pas toujours disponibles. En revanche, l'extrapolation de  $T_{S_{max}}$  à partir des conditions de sol sèches proches du pixel SMOS considéré est moins laborieuse, et elle pourrait être plus efficace. En effet, sur une surface plus étendue qu'un pixel SMOS, la variabilité spatiale de l'humidité du sol devrait être plus importante. Ceci augmente la possibilité d'avoir des surfaces sèches et, par la suite, une meilleure estimation de la limite sèche. Avec cette approche, une valeur plus élevée de  $T_{S_{max}}$ , qui devrait être plus représentative d'une surface sèche, est obtenue. Et, comparées aux mesures in situ et aux données simulées par L-MEB, les données d'humidité du sol dérivées de DISPATCH avec le modèle linéaire sont meilleures (mesures in situ :  $R \geq 0,40$  ;  $RMSE \approx 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,7$  ; données L-MEB :  $R \geq 0,72$  ;  $RMSE \approx 0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,80$  ) que celles dérivées de DISPATCH avec le modèle non-linéaire (mesures in situ :  $R \geq 0,30$  ;  $RMSE \approx 0,03 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,2$  ; données L-MEB :  $R \geq 0,64$  ;  $RMSE \approx 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; pente  $\approx 0,3$  ). Cette approche a permis également de minimiser la sensibilité de l'humidité du sol dérivée de DISPATCH avec les deux modèles, linéaire et non-linéaire, à la valeur de  $T_{S_{max}}$  ( $\leq 0.04 \text{ m}^3 \cdot \text{m}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$ ).

En réalité, l'extension de la zone pour l'amélioration de l'estimation de  $T_{S_{max}}$  présente un

compromis entre une variabilité spatiale importante de l'humidité du sol et l'uniformité du forçage atmosphérique. Ainsi, des études futures seront nécessaires pour développer des méthodes capables de déterminer l'étendue spatiale optimale suffisante pour calibrer correctement la limite sèche (éventuellement la limite humide dans le cas d'une zone aride), tout en vérifiant l'hypothèse d'uniformité des conditions atmosphériques..

Sur la base de ces résultats, la deuxième hypothèse de cette thèse est confirmée : DISPATCH permet d'estimer l'humidité du sol à l'échelle locale dans les prairies canadiennes pendant les journées non nuageuses. Toutefois, il est important de sélectionner le modèle linéaire/non-linéaire, entre l'efficacité d'évaporation et l'humidité du sol, adapté aux conditions de surface. Par ailleurs, en se basant sur la similitude des résultats dérivés des données de MODIS-Terra et ceux dérivés des données de MODIS-Aqua, la combinaison des données de ces capteurs est recommandée pour les travaux futurs afin de minimiser la présence des nuages qui affecte le processus de désagrégation. Également, il est recommandé de filtrer les données de température de surface MODIS à angles d'incidence importants en raison de leur faible sensibilité à l'humidité du sol.

À cause de l'intégration des données optiques/thermiques de MODIS, l'algorithme de désagrégation DISPATCH n'est pas fonctionnel en conditions nuageuses. Pour surmonter cette limite, la combinaison de DISPATCH avec le schéma de surface canadien CLASS est proposée dans ce travail. CLASS est choisi car il est supposé être mieux adapté que les schémas de surface disponibles pour fournir les meilleures estimations de l'humidité du sol sur les Prairies canadiennes (Henderson et al., 1993; Comer et al., 2000; Alavi et al., 2010). La combinaison des schémas de surface avec des données satellitaires d'humidité du sol a déjà été proposée pour simuler le profil vertical de l'humidité du sol (Moran et al., 2004). Toutefois,

l'étude actuelle est probablement la première qui utilise un schéma de surface afin de dériver l'humidité du sol à petite échelle (1 km) à partir des valeurs d'humidité du sol à résolution spatiale grossière issues de mesures satellitaires micro-ondes passives. En effet, sans recours aux mesures in situ, les données d'humidité du sol dérivées de DISPATCH avec le modèle linéaire, pour les journées non nuageuses, sont utilisées pour calibrer les profils temporels de l'humidité du sol à 1 km de résolution, aux heures de passage de SMOS, dérivées de CLASS qui est fonctionnel en conditions claires ou nuageuses. La fonction de calibration est déduite en optimisant la fonction de régression linéaire entre l'humidité du sol de DISPATCH et l'humidité du sol de CLASS pendant les journées non nuageuses. Pour les journées nuageuses, les données d'humidité du sol dérivées par cette nouvelle approche présentent un coefficient de corrélation important ( $R = 0,80$ ), une faible erreur (biais =  $0 \text{ m}^3/\text{m}^3$  ; RMSE =  $0,07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) et une pente importante ( $= 0,73$ ) comparées aux mesures in situ. Cependant, pour les journées non nuageuses, les données d'humidité du sol dérivées de DISPATCH seul se comparent mieux aux mesures in situ que les données dérivées en combinant DISPATCH avec CLASS. Par conséquent, l'utilisation de DISPATCH seul est commandée pour les journées non nuageuses. Par comparaison aux résultats de DISPATCH, les moins bons résultats obtenus avec la combinaison CLASS/DISPATCH peuvent être expliqués par la fonction de calibration utilisée. En effet, dans ce travail, une approche de correction de pente est choisie pour sa simplicité. Mais, elle peut être assez rigide dans certaines conditions. Pour des travaux futurs, il est suggéré de tester d'autres méthodes de calibration.

Suite à ces résultats, la troisième hypothèse de cette thèse, qui stipulait que la combinaison de DISPATCH avec le schéma de surface CLASS permet de dériver l'humidité du sol à 1 km de résolution pendant les journées nuageuses, est confirmée. Dans la littérature, différentes méthodes de désagrégation de l'humidité du sol indépendantes des conditions atmosphériques

ont été proposées. Pellenq et al., (2003) ont couplé un modèle de surface simplifié avec un indice de topographie pour dériver l'humidité du sol à l'échelle locale avec un coefficient de corrélation ( $R = 0,80$ ) comparée aux mesures in situ. Également, Das et al., (2014) ont indiqué que des estimations de l'humidité du sol à 9 km de résolution pourraient être obtenues avec un  $RMSE \leq 0,06 \text{ m}^3/\text{m}^3$  en combinant les mesures radiométriques ( $\sim 40 \text{ km}$ ) aux mesures radar ( $\sim 3 \text{ km}$ ) de SMAP. Les approches statistiques (Kim et Barros, 2002; Mascaro et al., 2010) peuvent être aussi des alternatives pertinentes. L'approche développée dans l'étude actuelle a l'avantage d'être facile à appliquer et indépendante des mesures in situ d'humidité du sol, difficiles à obtenir. En outre, les données optiques/thermiques utilisées sont gratuites et disponibles à différentes résolutions spatiales et temporelles, contrairement aux données radar qui sont généralement associées à une résolution temporelle importante ( $\sim 24$  jours pour RADARSAT-2). Aussi, les sources d'erreurs potentielles peuvent provenir du schéma de surface lui-même (Franks, 1997 ; Bosshard et al., 2013), des données d'humidité du sol dérivées de DISPATCH utilisées pour la calibration ( $RMSE \approx 0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$  par rapport aux mesures in situ dans le cadre de l'étude actuelle) et principalement des données d'entrée de CLASS. En effet, les données météorologiques et géophysiques à 1 km requises par CLASS sont difficiles à obtenir avec une bonne précision. La technique du « Krigeage » utilisée pour interpoler ces données d'entrée n'est qu'une approche statistique qui a aussi ses limites.

Les approches de désagrégation, DISPATCH et la combinaison DISPATCH/CLASS, ont montré de bons résultats sur les prairies canadiennes. Toutefois, ces approches nécessitent encore des travaux de validation sur un large éventail de conditions de surface, de végétation et de climat. Ceci est particulièrement vrai pour l'approche de la combinaison DISPATCH/CLASS qui n'est testée que dans le cadre de l'étude actuelle et qui possiblement fera l'objet d'une amélioration.

## Références

Ahmed, N.U. (1995) Estimating soil moisture from 6.6 GHz dual polarization, and/or satellite derived vegetation index. *International Journal of Remote Sensing*, vol.16, p.687– 708.

Andersen, J., Sandholt, I., Jensen, K.H., Refsgaard, J.C. et Gupta, H. (2002) Perspectives in using a remotely sensed dryness index in distributed hydrological models at the river basin scale. *Hydrological Processes*, vol.16, p.2973-2987.

Anderson, W.B., Zaitchik, B.F., Hain, C.R., Anderson, M.C., Yilmaz, M.T., Mecikalski, J. et Schultz, L. (2012) Towards an integrated soil moisture drought monitor for East Africa. *Hydrology an earth system sciences*, vol.16, p. 2893 - 2913.

Anderson, M. C., Norman, J. M., Mecikalski, J. R., Otkin, J. A. et Kustas, W. P. (2007) A climatological study of evapotranspiration and moisture stress across the continental United States based on thermal remote sensing: 2. surface moisture climatology. *Journal of Geophysical Research*, vol.112, p.D11112.

Badas, M.G., Deidda, R. et Piga, E. (2006) Modulation of homogeneous space-time rainfall cascades to account for orographic influences. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 6, p. 427–437.

Baghdadi, N., Holah, N. et Zribi, M. (2006) Soil moisture estimation using multi-incidence and multi-polarization ASAR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol.27, p.1907–1920.

Baker, J. H. (1990) Measurement of soil water content. *Remote Sensing Review*, vol.5, p.263–279.

Beltran, R.N.D., Calderon, A.C., Harmsen, E., Vasquez, R. et Gonzalez, J. (2010) An algorithm to estimate soil moisture over vegetated areas based on in situ and remote sensing information. *International Journal of remote Sensing*, vol.31, p. 2655-2679.

Benzi, R., Biferale, L., Ciliberto, S., Struglia, M.V. et Tripiccone, R. (1996) Generalized scaling in fully developed turbulence. *Physica D*, vol. 96, p. 162–181.

Beven, K. (2005) On the concept of model structural error. *Water Science and Technology*, vol.52, p.167–175.

Bindlish, R., Jackson, T., Sun, R., Cosh, M., Yueh, S. et Dinardo, S. (2009) Combined passive and active microwave observations of soil moisture during CLASIC. *IEEE Geoscience Remote Sensing Letters*, vol.6, p.644-648.

Bindlish, R. et Barros, A.P. (2002) Subpixel variability of remotely sensed soil moisture: An inter-comparison study of SAR and ESTER. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.40, p.326-337.

Bircher, S., Skoul, N., Jensen, K.H., Walker, J.P. et Rasmussen, L. (2012) A soil moisture and temperature network for SMOS validation in Western Denmark. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, vol.16, p.1445-1463.

Boisvert, J.B., Crevier, Y. et Pultz, T.J. (1996) Regional estimation of soil moisture using remote sensing. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol.3, p. 325-334.

Bolten, J.D., Crow, W.T., Zhan, X., Jackson, T.J. et Reynolds, C.A. (2010) Evaluating the Utility of Remotely Sensed Soil Moisture Retrievals for Operational Agricultural Drought Monitoring. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol.3, p. 57-66.

Bonan, G.B., Pollard, D. et Thompson, S.L. (1993) Influence of subgrid-scale heterogeneity in leaf area index, stomatal resistance, and soil moisture on grid-scale land-atmosphere interaction. *Journal of Climate*, vol.6, p.1882-1897.

Bosshard, T., Carambia, M., Goergen, K., Kotlarski, S., Krahe, P., Zappa, M. et Schär, C. (2013) Quantifying uncertainty sources in an ensemble of hydrological climate-impact projections. *Water Resources Research*, vol.49, p.1-14.

Brocca, L., Moramarco, T., Melone, F., Wagner, W., Hasenauer, S. et Hahn, S. (2012) Assimilation of Surface- and Root-Zone ASCAT Soil Moisture Products Into Rainfall–Runoff Modeling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.2542-2555.

Brocca, L., Tullo, T., Melone, F., Moramarco, T. et Morbidelli, R. (2011) Catchment scale soil moisture spatial–temporal variability. *Journal of Hydrology*, vol.422-423, p.63-75.

Brocca, L., Barbetta, S., Melone, F. et Moramarco, T. (2010) A continuous rainfall–runoff model derived from investigations on a small experimental basin. *IAHS Publication*, vol.336, p.179–185.

Brocca, L., Melone, F., Moramarco, T. et Morbidelli, R. (2010) Spatial–temporal variability of soil moisture and its estimation across scales. *Water Resources Research*, vol.46, p.W02516.

Brocca, L., Melone, F., Moramarco, T. et Singh, V. (2009) Assimilation of Observed Soil Moisture Data in Storm Rainfall-Runoff Modeling. *Journal of Hydrologic Engineering*, vol.14, p.153-165.

Brocca, L., Melone, F. et Moramarco, T. (2004) Empirical and conceptual approaches for soil moisture estimation in view of event-based rainfall-runoff modelling. 10th Conference of the Euromediterranean Network of Experimental An Representative Basins (ERB), Italy, 13-17 October 2004.

Budyko, M.I. (1956) Heat balance of the Earth's surface. Leningrad: Gidrometeoizdat.



Bukovsky, M.S. et Karoly, D.J. (2007) A brief evaluation of precipitation from the North American regional reanalysis. *Journal of Hydrometeorology*, vol.8, p. 837-847.

Busch, F.A., Niemann, J.D. et Coleman, M. (2012) Evaluation of an empirical orthogonal function-based method to downscale soil moisture patterns based on topographical attributes. *Hydrological process*, vol.26, p.2696-2709.

Cai, G., Xue, Y., Hu, Y., Wang, Y., Guo, J., Luo, Y., Wu, C., Zhong, S. et Qi, S. (2007) Soil moisture retrieval from MODIS data in Northern China Plain using thermal inertia model. *International Journal of Remote Sensing*, vol.28, p.3567–3581.

Calvet, J.C., Wigneron, J.P., Walker, J., Karbou, F., Chanzy, A. et Albergel, C. (2011) Sensitivity of Passive Microwave Observations to Soil Moisture and vegetation Water Content: L-band to W-band. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol.49, p.1190-1199.

Calvet, J.C., Wigneron, J.P., Chanzy, A. et Haboudane, D. (1995) Retrieval of surface parameters from microwave radiometry over open canopies at high frequencies. *Remote Sensing of Environment*, vol.53, p.46– 60.

Carlson, T.N., Ripley D.A.J. et Schmugge, T.J. (2004) Rapid soil drying and its implications for remote sensing of soil moisture and the surface energy fluxes. *Thermal remote sensing in land surface processes*, p. 440. ISBN 0-203-57286-6.

Carlson, T.N., Gillies, R.R. et Perry, E.M. (1994) A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sensing Review*, vol.9, p.161-173.

Carradini, C., Melone, F., Morbidelli, R., Neri, N. et Saltalippi, C. (2000) Semi-distributed rainfall-runoff models and representation of losses. In: M.H.Hamza (Ed.) *Modelling and Simulation*, IASTED Acta Press, Anaheim (CA), p.345-349.

Champagne, C., Berg, A. et Belanger, J. (2010) Evaluation of soil moisture derived from passive microwave remote sensing over agricultural sites in Canada using ground-based soil moisture monitoring networks. *International Journal of Remote Sensing*, vol 31, p.3669-3690.

Chauhan, N. S., Miller, S. et Ardanuy, P. (2003) Space-borne soil moisture estimation at high resolution: a microwave-optical/IR synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing*, vol.24, p.4599-4622.

Choudhury, B. J., Schmugge, T. J. et Mo, T. (1982) A parameterization of effective soil temperature for microwave emission. *Journal of Geophysical Research*, vol.87, p.1301–1304.

Ciarapica, L. et Todini, E. (2002) TOPKAPI: a model for the representation of the rainfall-runoff process at different scales. *Hydrological Processes*, vol.16, p.207-229.

Clapp R.B. et Hornberger G.M. (1978) Empirical equations for some soil hydraulic properties. *Water Resources research*, vol.14, p.601-604.

Cosby, B.J., Hornberger, G.M., Clapp, R.B. et Ginn, T.R. (1984) A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resources Research*, vol.20, p.682–690.

Cosh, M.H., Jackson, T., Starks, P. et Heathman, G. (2006) Temporal stability of surface soil moisture in the little Washita river watershed and its application in satellite soil moisture product validation. *Journal of Hydrology*, vol.323, p.168–177.

Cosh, M.H., Jackson, T.J., Bindlish, R., Famiglietti, J.S. et Ryu, D. (2005) Calibration of an impedance probe for estimation of surface soil water content over large regions. *Journal of Hydrology*, vol.311, p.49-58.

Cuenca, R. H. et Noilhan, J., (1991) Use of soil moisture measurements in hydrologic balance studies. *Land Surface Evaporation: Measurement and Parameterization*, Springer-Verlag New York, p.287–299.

Dai, A., Trenberth, K.E. et Qian, T. (2004) A Global Dataset of Palmer Drought Severity Index for 1870–2002: Relationship with Soil Moisture and Effects of Surface Warming. *American Meteorological Society*, vol.5, p.1117-1130.

Das, N. N., Entekhabi, D., Njoku, E.G., Shi, J.J.C, Johnson, J.T. et Colliander, A. (2014) Tests of the SMAP Combined Radar and Radiometer Algorithm Using Airborne Field Campaign Observations and Simulated Data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.52, p.2018-2028.

Das, N.N., Entekhabi, D. et Njoku, E.G. (2011) An Algorithm for Merging SMAP Radiometer and Radar Data for High-Resolution Soil-Moisture Retrieval, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, p.1504-1512.

De Jeu, R.A.M, Wagner, W., Holmes, T., Dolman, H., Van de Giesen, N.C. et Friesen, J. (2008) Global soil moisture patterns observed by space borne microwave radiometers and scatterometers. *Surveys in Geophysics*, vol. 29, p.399–420.

De Jeu, R.A.M. (2003) Retrieval of land surface parameters using passive microwave remote sensing, Ph.D. dissertation, Department of Geo-Environmental Sciences, Vrije Universiteit, Amsterdam, Netherlands.

De Rosnay, P., Calvet, J.C., Kerr, H.Y., Wigneron, J.P., Lemaitre, F., Escorihuela, M.J., Sabater, J.M. et Saler, K., et al. (2006) SMOSREX: A long term field campaign experiment for soil moisture and land surface processes remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, vol.102, p.377–389.

Delhomme, J.P. (1987) Kriging in Hydrosociences. *Advances in Water Resources* 1, 251-266.

Deidda, R., Badas, M.G. et Piga, E. (2006) Space-time multifractality of remotely sensed rainfall fields. *Journal of Hydrology*, vol. 322, p.2–13.

Della Vecchia, A., Ferrazzoli, P., Wigneron, J.P. et Grant, J.P. (2007) Modeling forest emissivity at L-band and a comparison with multitemporal measurements. *IEEE Geoscience*

and Remote Sensing Letters, vol. 4, p.508–512.

Dickinson, R.E., Henderson-Sellers, A., Kennedy, P.J. et Giorgi, F. (1992) Biosphere-Atmosphere Transfer Scheme (BATS) Version 1e as coupled to the NCAR Community Climate Model. NCAR Technical Note.

Dobriyal, P., Qureshi, A., Badola, R. et Hussain, S.A. (2012) A review of the methods available for estimating soil moisture and its implications for water resource management. *Journal of Hydrology*, vol.458-459, p.110–117.

Dobson, M. C., Ulaby, F. T., Hallikainen, M. T. et El-Reyes, M. A. (1985) Microwave dielectric behavior of wet soil- Part II: Dielectric mixing models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.23, p.35–46.

Dorigo, W.A., Wagner, W., Hohensinn, R., Hahn, S., Paulik, C., Xaver, A., Gruber, A. et Drusch, M. (2011) The International Soil Moisture Network: a data hosting facility for global in situ soil moisture measurements. *Hydrology and Earth System Sciences*, vol.15, p. 1675–1698.

Dubois, P.C., Van Zyl, J. et Engman, T. (1995) Measuring Soil Moisture with Imaging Radars. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol.33, p.915- 926.

Dumedah, G. et Berg, A. (2011) An Integrated Framework for a Joint Assimilation of Brightness Temperature and Soil Moisture Using the Nondominated Sorting Genetic Algorithm II. *Journal of hydrometeorology*, vol.12, p.1596-1609.

English, N.B., Weltzin, J.F., Fravolini, A., Thomas, L., Williams, D.G. (2005) The influence of soil texture and vegetation on soil moisture under rainout shelters in a semi-desert grassland. *Journal of Arid Environments*, vol.63, p. 324-343.

Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., et al. (2010) The Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, vol.98, p.704–716.

Escorihuela, M.J., Kerr, Y.H., de Rosnay, P., Wigneron, J.P., Calvet, J.C. et Lemaitre, F. (2007) A simple model of the bare soil microwave emission at L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.45, p.1978-1987.

Famiglietti, J.S. et Wood, E.F. (1994) Multiscale modelling of spatially variable water and energy balance process. *Water Resources Research*, vol.11, p.3061-3078.

Ferrazzoli, P., Wigneron, J.P., Guerriero, L. et Chanzy, A. (2000) Multifrequency emission of wheat: modeling and applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.38, p.2598– 2607.

Franks, S. W., Beven, K. J., Quinn, P. F. et Wright, I. R. (1997) On the sensitivity of soil-vegetation-atmosphere transfer (SVAT) schemes: equifinality and the problem of robust calibration. *Agricultural and Forest Meteorology*, vol.86, p.63-75.

Franzluebbers, A.J. (2002) Water infiltration and soil structure related to organic matter and its stratification with depth. *Soil and Tillage Research*, vol.66, p.197–205.

Gao, H., Wood, E.F., Jackson, T.J. et Drusch, M. Bindlish, R. (2006) Using TRMM/TMI to retrieve surface soil moisture over the southern United States from 1998 to 2002. *Journal of Hydrometeorology*, vol.7, p.23–38.

Georgakakos, K.P. and Baumer, O.W. (1996) Measurement and utilization of on-site soil moisture data. *Journal of Hydrology*, vol.184, p.131-152.

Gherboudj, I., Magagi, R., Goïta, K., Berg, A., Toth, B. et Walker, A. (2012) Validation of SMOS data over agricultural and boreal forest areas in Canada. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.1623-1635.

Gillies, R.R., Carlson, T.N., Cui, J., Kustas, W.P. et Humes, K.S. (1997) A verification of the ‘triangle’ method for obtaining surface soil water content and energy fluxes from remote measurements of the Normalized Difference Vegetation (NDVI) and surface radiant temperature. *International Journal of remote Sensing*, vol.18, p.3145–3166.

Grant, J.P., Wigneron, J.P., Van de Griend, A.A., Kruszewski, A., Sobjaerg, S.S. et Skou, N. (2007) A field experiment on microwave forest radiometry: L-band signal behaviour for varying conditions of surface wetness. *Remote Sensing of Environment*, vol.109, p.10–19.

Gray, D.M. (1970) *Handbook on the principles of hydrology*. Water Information Center, INC., Port Washington (NY).

Green, W.H., Ampt et G.A. (1911) Studies on soil physics: I. flow of air and water through soil. *Journal of Agricultural Science*, vol. 4, p.1–24.

Hejazi, A. et Woodbury, A.D. (2011) Evaluation of Land Surface Scheme SABAE-HW in Simulating Snow Depth, Soil Temperature and Soil Moisture within the BOREAS Site, Saskatchewan. *Atmosphere-Ocean*, vol.49, p.408–420.

Hosseini M., Magagi, R. et Goita, K. (2014) Evaluating the random cascade hierarchical and statistical arrangement model for the disaggregation of SMOS soil moisture estimates. *IGARSS2014*. Québec, Canada. July 13-18, 2014.

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X. et Ferreira, L.G. (2002) Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, vol. 83, p. 195 – 213.

Idso, S.B., Jackson, R.D., Pinter, P.J., Reginato, R.J. et Hatfield, J.L. (1981) Normalizing the stress–degree–day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology*, vol.24, p.45–55.

Idso, S.B., Jackson, R.D., Reginato, R.J., Kimball, B.A. et Nakayama, F.S. (1975) The dependence of bare soil albedo on soil water content. *Journal of Applied Meteorology*, vol.14, p.109 –113.

Idso, S.B., Schmugge, T.J., Jackson, R.D. et Reginato, R.J. (1975) The utility of surface temperature measurements for the remote sensing of surface water soil status. *Journal of Geophysical Research*, vol.80, p.3044–3049.

Immerzeel W.W. et Droogers, P. (2008) Calibration of a distributed hydrological model based on satellite evapotranspiration. *Journal of Hydrology*, vol.349, p.411– 424.

Jackson, T.J., Bindlish, R., Cosh, M.H., Zhao, T., Starks, P.J., Bosch, D.D., Seyfried, M., Moran, M.S., Goodrich, D.C., Kerr, Y.H. et Leroux, D. (2012) Validation of Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) Soil Moisture Over Watershed Networks in the U.S. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.1530-1543.

Jackson, T.J. (1997) Soil moisture estimation using special satellite microwave/imager satellite data over a grassland region. *Water Resources Research*, vol.33, p.1475-1484.

Jackson, T.J., Schmugge, T.J. (1991) Vegetation effects on the microwave emission of soils. *Remote Sensing of Environment*, vol.36, p.203-212.

Jackson, T.J. et Schmugge, T.J. (1989) Passive microwave remote sensing system for soil moisture: Some supporting research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.27, p.225-235.

Jackson, T.J., Schmugge, T.J. et Wang, J.R. (1982) Passive microwave sensing of soil moisture under vegetation canopies. *Water Resources Research*, vol.18, p.1137–1142.

Javelle, P., Fouchier, C., Arnaud, P. et Lavabre, J. (2010) Flash flood warning at ungauged locations using radar rainfall and antecedent soil moisture estimations. *Journal of Hydrology*, vol.394, p.267–274.

Jordan, J.D. et Shih, S.F. (1993) Comparison of thermal-based soil moisture estimation techniques on a histosol. *Soil and Crop Science Society of Florida Proceedings*, vol.52, p.83-89.

Justice, C., Vermote, E., Townshend, J. R. G., Defries, R., Roy, D. P., Hall, D. K., Salmonson, V. V., Privette, J., Riggs, G., Strahler, A., Lucht, W., Myneni, R., Knjazihhin, Y., Running, S., Nemani, R., Wan, Z., Huette, A., Vanleeuwen, W., Wolfe, R., Giglio, L., Muller, J.P., Lewis, P. et Barnsley, M. (1998) The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.36, p.1228–1249.

Kerr, H.Y., Mialon, A., Al Bitar, A., Leroux, D., Richaume, P., Gruhier, C., Berthon, L., Novello, N., Rudiger, C., Bircher, S., Wigneron, J.P., Ferrazzoli, P. et Rahmoune, R. (2012) SMOS Soil moisture Cal/Val activities. *Geophysical Research Abstracts*. 14, EGU2012-7557.

Kerr, Y. H., P. Waldteufel, P. Richaume, P., Wigneron, J.P., Ferrazzoli, P., Mahmoodi, A., Al Bitar, A., Cabot, F., Gruhier, C., Juglea, S.E., Leroux, D., Mialon, A. et Delwart, S. (2012) The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.1384-1403.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Richaume, P., Davenport, I., Ferrazzoli, P. et Wigneron, J.P. (2011) Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) for the SMOS Level 2 Soil Moisture Processor Development Continuation Project, SMOS level 2 Processor for Soil Moisture, SO-TN-ARR-L2PP-0037, Issue 3.6.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Wigneron, J.P. et Delwart, S. (2010) The SMOS Mission: New Tool for Monitoring Key Elements of the Global Water Cycle. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.98, p.666 – 687.

Kerr, Y.H., Waldteufel, P., Richaume, P., Davenport, I., Ferrazzoli, P. et Wigneron, J.P. (2010.b) SMOS level 2 processor for soil moisture. algorithm theoretical based document (ATBD). CESBIO, IPSL-Service d'Aeronomie, INRAEPHYSE, Reading University, Tor Vergata University, SO-TNESL- SM-GS-0001, Issue 3.a.

Kerr, Y.H., Wigneron, J.P., Boutin, J., Escorihuela, M.J., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S.E., Drinkwater, M.R., Hahne, A., Martin-Neira, M. et Mecklenburg, S. (2010) The SMOS Mission: New tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proceedings of the IEEE*, vol.98, p.666-687.

Kerr, Y.H. (2007) Soil moisture from space: where are we? *Hydrogeology Journal*, vol.15, p.17-20.

Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Wigneron, J.P., Martinuzzi, J.M., Font, J. et Berger, M. (2001) Soil moisture retrieval from space: The soil moisture and ocean salinity (SMOS) mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.39, p.1729-1735.

Kerr, Y.H. (1996) Optimal choice for MIRAS frequencies scientific requirements. Technical Report CESBIO.

Kerr, Y.H. et Njoku, E. G. (1990) A semiempirical model for interpreting microwave emission from semiarid land surfaces as seen from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.28, p.384–393.

Keshta, N. et Elshorbagy, A. (2011) Utilizing North American Regional Reanalysis for modeling soil moisture and evapotranspiration in reconstructed watersheds. *Physics and Chemistry of the Earth*, vol.36, p.31-41.

Kim, G. et Barros, A.P. (2002) Downscaling of remotely sensed soil moisture with a modified fractal interpolation method using contraction mapping and ancillary data. *Remote Sensing of Environment*, vol.83, p.400–413.

Kim, J. et Hogue, T.S. (2012) Improving Spatial Soil Moisture Representation through Integration of AMSR-E and MODIS Products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.446-460.

Komatsu, T.S. (2003) Towards a robust phenomenological expression of evaporation efficiency for unsaturated soil surfaces. *Journal of Applied Meteorology*, vol.42, p.1330–1334.

Koster, R. D., Dirmeyer, P., Guo, Z., Bonan, G., Cox, P., Gordon, C., Kanae, S., Kowalczyk,

E., Lawrence, D., Liu, P., Lu, C., Malyshev, S., McAvaney, B., Mitchell, K., Mocko, D., Oki, T., Oleson, K., Pitman, A., Sud, Y., Taylor, C., Versegny, D., Vasic, R., Xue, Y. et Yamada, T. (2004) Regions of Strong Coupling Between Soil Moisture and Precipitation. *Sciences*, vol.305, p.1138–1140.

Kustas, W. P. et Goodrich, D. C. (1994) Monsoon '90 multidisciplinary experiment. *Water Resources Research*, vol.30, p.1211–1225.

Lacava, T., Matgen, P., Brocca, L., Bittelli, M., Pergola, N., Moramarco, T. et Tramutoli, V. (2012) A First Assessment of the SMOS Soil Moisture Product with in-situ and modeled Data in Italy and Luxembourg. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol.50, p.1612–1622.

Lakshmi, V., Jackson, T.J. et Zehrffihs, D. (2003) Soil moisture-temperature relationships: Results fi-om two field experiments. *Hydrological Processes*, vol.17, p.3041-3057.

Lee, T.J. et Pielke, R.A. (1992) Estimating the soil surface specific humidity. *Journal of Applied Meteorology*, vol. 31, p.480–484.

Liu, Y. et Gupta, H. V. (2007) Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water Resources Research*, vol.43, p. W07401).

Liu, S.F., Liou, Y.A., Wang, W.J., Wigneron, J.P. et Lee, J.B. (2002) Retrieval of crop biomass and soil moisture from measured 1.4 and 10.65 brightness temperatures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, p.1260– 1268.

Loew, A., Ludwig, R. et Mauser, W. (2006) Derivation of surface soil moisture from ENVISAT ASAR wide swath and image mode data in agricultural areas. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol. 44, p.889-899.

Lu, J., Sun, G., McNulty, S.G. et Amatya, D.M. (2005) A comparison of six potential evapotranspiration methods for regional use in the southeastern United States. *Journal of the American Water Resources Association*, vol.41, p.621-633.

Magagi R., Berg A., Goïta K., Belair S., Jackson T., Toth B. et et al. (2013) CanEx-SM 10 (Canadian Experiment for Soil Moisture in 2010): Overview and Preliminary results. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.51, p.347-363.

Manabe, S. (1969) Climate and Ocean circulation, I, The atmospheric circulation and the hydrology of the earth's surface. *Monthly Weather Review*, vol.97, p.739 -774.

Mascaro, G., Vivoni, E. R. et Deidda, R. (2010) Downscaling soil moisture in the southern Great Plains through a calibrated multifractal model for land surface modeling applications. *Water Resources Research*, vol.46, p.W08546.

Matushima, D., Kimura, R. et Shinoda, M. (2012) Soil moisture estimation using thermal inertia: potential and sensitivity to data conditions. *Journal of Hydrometeorology*, vol. 13, p.638–648.

McNairn, H., Jackson, T.J., Wiseman, G., Bélair, S., Berg, A., Bullock, P. et al. (2015) The Soil Moisture Active Passive Validation Experiment 2012 (SMAPVEX12): Prelaunch Calibration and Validation of the SMAP Soil Moisture Algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.53, p.2784-2801.

Mein, R. et Larson, C. (1973) Modeling infiltration during a steady rain. *Water Resources Research*, vol.9, p.384-394.

Mello, C.R., Viola, M.R., Norton, L.D., Silva, A.M. et Weimar, F.A. (2008) Development and application of a simple hydrologic model simulation for a Brazilian headwater basin. *Catena*, vol.75, p.235-247.

Merlin, O., Escorihuela, M.J., Mayoral, M.A., Hagolle, O., Al Bitar, A. et Kerr, Y.H (2013) Self-calibrated evaporation-based disaggregation of SMOS soil moisture: an evaluation study at 3 km and 100 m resolution in Catalunya, Spain. *Remote Sensing of Environment*, vol.13, p.25-38.

Merlin, O., Jacob, F., Wigneron, J.P., Walker, J. et Chahbouni, G. (2012.a) Multidimensional Disaggregation of Land Surface Temperature Using High-Resolution Red, Near Infrared, Shortwave-Infrared, and Microwave-L Bands. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.1864 -1880.

Merlin, O., Rüdiger, C., Al Bitar, A., Richaume, P., Walker, J.P., Kerr, Y.H. (2012.b) Disaggregation of SMOS soil moisture in Southeastern Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.50, p.1557-1571.

Merlin, O., Al Bitar, A., Walker, J.P. et Kerr, Y.H. (2010) An improved algorithm for disaggregating microwave-derived soil moisture based on red, near-infrared and thermal-infrared data. *Remote Sensing of Environment*, vol.114, p.2305-2316.

Merlin, O., Al-Bitar, A., Walker, J.P. et Kerr, Y.H. (2009) A sequential model for disaggregating near-surface soil moisture observations using multi-resolution thermal sensors. *Remote Sensing of Environment*, vol.113, p.2275-2284.

Merlin, O., Chehbouni, A., Walker, J.P., Panciera, R. et Kerr, Y.H. (2008.a) A Simple Method to Disaggregate Passive Microwave-Based Soil Moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.46, p.786 - 796.

Merlin, O., Walker, J.P., Chehbouni, A. et Kerr, Y.H (2008.b) Towards deterministic downscaling of SMOS soil moisture using MODIS derived soil evaporative efficiency. *Remote Sensing of Environment*, vol.112, p.3935-3946.

Merlin, O., Chehbouni, A.G., Kerr, Y.H. et Goodrich, D.C. (2006.a) A downscaling method for distributing surface soil moisture within a microwave pixel: Application to the Monsoon '90 data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.101, p.379-389.

Merlin, O., Chehbouni, A., Boulet, G. et Kerr, Y.H. (2006.b) Assimilation of disaggregated microwave soil moisture into a hydrologic model using coarse-scale meteorological data. *Journal of Hydrometeorology*, vol.7, p.1308-1322.



Merlin, O., Chehbouni, A.G., Kerr, Y.H., Njoku, E.G. et Entekhabi, D. (2005) A combined modeling and multispectral/multiresolution remote sensing approach for disaggregation of surface soil moisture: application to SMOS configuration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.43, p.2036-2050.

Mesinger, F., DiMego, G., Kalnay, E., Mitchell, K., et al. (2006) North American Regional Reanalysis (NARR). *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 87, p. 343–360.

Mihailovic, D.T. (1996) Description of a land-air parameterization scheme (LAPS). *Global and Planetary Change*, vol.13, p.207-215.

Minacapilli, M., Iovino, M. et Blanda, F. (2009) High resolution remote estimation of soil surface water content by a thermal inertia approach. *Journal of Hydrology*, vol.379, p. 229–238.

Minacapilli, M., Cammalleri, C., Ciraolo, G., D'Asaro, F., Iovino, M. et Maltese, A. (2012) Thermal inertia modeling for soil surface water content estimation: a laboratory experiment. *Soil Science Society of America*, vol.76, p.92–100.

Mira, M., Valor, E., Caselles, V., Rubio, E., Coll, C., Galve, J.M., Niclòs, R., Sánchez, J.M. et Boluda, R. (2010) Soil Moisture Effect on Thermal Infrared (8–13- $\mu$ m) Emissivity. *IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing*, vol.48, p.2251-2260.

Mironov, V.L., Kosolapova, L.G. et Fomin, S.V. (2009) Physically and Mineralogically Based Spectroscopic Dielectric Model for Moist Soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.47, p.2059–2070.

Mo, T., Schmugge, T.J. et Wang, J.R. (1987) Calculations of the microwave brightness temperature of rough soil surfaces: bare field. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.25, p.47-54.

Mo, T., Choudhury, B. J., Schmugge, T.J., Wang, J.R. et Jackson, T.J. (1982) A model for the microwave emission of vegetation-covered fields. *Journal of Geophysical Research*, vol.87, p.229–237.

Moghaddam, M., Saatchi, S. et Cuenca, R.H. (2000) Estimating subcanopy soil moisture with radar. *Journal of Geophysical Research*, vol.105, p.14899–14911.

Moran, M.S., Peters-Lidard, C.D., Watts, J.M. et McElroy, S. (2004) Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol.30, p.805-826.

Moran, M.S., Clarke, T.R., Inoue, Y. et Vidal, A. (1994) Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, vol.49, p.246–263.

Music, B. et Caya, D. (2007) Evaluation of the hydrological cycle over the Mississippi River basin as simulated by the Canadian Regional Climate Model (CRCM). *Journal of Hydrometeorology*, vol. 8, p.969-988.

- Narayan, U. et Lakshmi, V. (2008) Characterizing subpixel variability of low resolution radiometer derived soil moisture using high resolution radar data. *Water Resources Research*, vol.44, p.W06425.
- Newton, R.W., Black, Q.R., Mankanvand, S., Blanchard, A.J. et Jean, B.R. (1982) Soil moisture information and thermal microwave emission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.20, p.275– 281.
- Nishida, K., Nemani, R.R., Glassy, J.M. et Running, S.W. (2003) et Developement of an evapotranspiration index from Aqua/MODIS for monitoring surface moisture status. *IEEE Transactions on Geosciences and remote Sensing*, vol.41, p.493-501.
- Njoku, E.G., Jackson, T.J., Lakshmi, V., Chan, T.K. et Nghiem, S.V. (2013) Soil Moisture Retrieval From AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing*, vol.41, p.215-229.
- Njoku, E.G. (2004) AMSR-E/Aqua Daily L3 Surface Soil Moisture, Interpretive Parameters, & QC EASE-Grids, Version 2, March 20–Nov. 15, 2010. Boulder, Colorado USA: NASA DAAC at the National Snow and Ice Data Center.
- Njoku, E.G. Entekhabi, D. (1996) Passive microwave remote sensing of soil moisture. *Journal of Hydrology*, vol.184, p.101-129.
- Noilhan, J. et Planton, S. (1989) A simple parameterization of land surface processes for meteorological models. *Monthly Weather Review*, vol.117, p.536-549.
- Notarnicola, C., Caporaso, L., Di Giuseppe, F., Temimi, M., Ventura, B. et Zebisch, M. (2012) Inferring soil moisture variability in the Mediterrean Sea area using infrared and passive microwave observations. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol.38, p.46-59.
- Notter, B., MacMillan, L., Viviroli, D., Weingartner, R. et Liniger, H. (2007) Impacts of environmental change on water resources in the Mt. Kenya region. *Journal of Hydrology*, vol.343, p.266– 278.
- Oh, Y., Sarabandi, K. et Ulaby, F.T. (1992) An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing*, vol.30, p.370–381.
- Oliva, R., Daganzo-Eusebio, E., Kerr, Y. H., Mecklenburg, S., Nieto, S., Richaume, P. et Gruhier, C. (2012) SMOS Radio Frequency Interference Scenario: Status and Actions Taken to Improve the RFI Environment in the 1400–1427-MHz Passive Band. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol.50, p.1427-1439.
- Owe, M., De Jeu, R. et Holmes, T. R. H. (2008) Multi-sensor historical climatology of satellite derived global land surface moisture. *Journal of Geophysics Resources*, vol.113, p.F101002.
- Pan, F., Peters-Lidard, C.D. et Sale, M.J. (2003) An analytical method for predicting surface soil moisture from rainfall observations. *Water Resources Research*, 39, p.SWC.

Panciera, R., Walker, J.P., Kalma, J.D. et Kim, E.J. (2009) Evaluation of the SMOS L-MEB passive microwave soil moisture retrieval algorithm. *Remote Sensing of Environment*, vol.113, p.435–444.

Parinussa, R. M., Holmes, T.R. H. Wanders, N., Dorigo, W.A. et De Jeu, R.A.M. (2015) A Preliminary Study toward Consistent Soil Moisture from AMSR2. *Journal of Hydrometeorology*, vol. 16, p.932-947.

Payraudeau S. (2002) Modélisation distribuée des flux d'azote sur des petits bassins versants méditerranéens. Thèse : Sciences de l'Eau, UMR Structures et Systèmes Spatiaux Cemagref-Engref, Engref de Montpellier (France).

Pellenq, J., Kalma, J., Boulet, G., Saulnier, G.M., Wooldridge, S., Kerr, Y.H. et Chehbouni, A. (2003) A disaggregation scheme for soil moisture based on topography and soil depth. *Journal of Hydrology*, vol.276, p.112-127.

Piles, M., Camps, A., Vall-llossera, M., Corbella, I., Panciera, R., Rudiger, C., Kerr, Y.H. et Walker, J. (2011) Downscaling SMOS-Derived Soil Moisture Using MODIS Visible/Infrared Data. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol.49, p.3156-3166.

Ponce, V.M. et Hawkins, R.H. (1996) Runoff curve number: Has it reached maturity? *Journal of Hydrologic Engineering*, vol.1, p. 11–19.

Price, J.C. (1990). Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration. *IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing*, vol.28, p.940-948.

Price, J.C. (1980) The Potential of Remotely Sensed Thermal Infrared Data to Infer Surface Soil Moisture and Evaporation. *Water resources research*, vol.16, p.787-795.

Price, J.C. (1977) Thermal inertia mapping: a new view of the Earth. *Journal of Geophysical Research*, vol. 82, p.2582–2590.

Rahimzadeh-Bajgiran, P., Berg, A., Champagne, C. et Omasa, K. (2013) Estimation of soil moisture using optical/thermal infrared remote sensing in the Canadian Prairies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol.83, p.94–103.

Ray, R.L., Jacobs, J.M. et Cosh, M.H. (2010) Landslide susceptibility mapping using downscaled AMSR-E soil moisture: A case study from Cleveland Corral, California, US. *Remote Sensing of Environment*, vol.114, p.2624–2636.

Robock, A., Vinnikov, K.Y., Srinivasan, G., Entin, J.K., Hollinger, S.E., Speranskaya, N.N. et Liu, S., Namkhai, A. (1999) The Global Soil Moisture Data Bank. *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol.81 p.1281-1299.

Saleh, K., Wigneron, J.P., Waldteufel, P., de Rosnay, P., Schwank, M., Calvet, J.C., et al. (2007) Estimates of surface soil moisture under grass covers using L-band radiometry. *Remote Sensing of Environment*, vol.109, p.42–53.

Saleh, K., Wigneron, J.P., de Rosnay, P., Calvet, J.C. et Kerr, Y.H (2006) Semi-empirical

regressions at L-band applied to surface soil moisture retrievals over grass. *Remote Sensing of Environment*, vol.101, p.415–426.

Sánchez-Ruiz, S., Piles, M., Sánchez, N., Martínez-Fernández, J., Vall-llossera, M.et Camps, A. (2014) Combining SMOS with visible and near/shortwave/thermal infrared satellite data for high resolution soil moisture estimates. *Journal of Hydrology*, vol.516, p.273–283.

Sandholt, I., Rasmussen, K.et Andersen, J. (2002) A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, vol.79, p.213–224.

Scheidt, S., Ramsey, M.et Lancaster, N. (2010) Determining soil moisture and sediment availability at White Sands Dune Field, New Mexico, from apparent thermal inertia data. *Journal of Geophysical Research*, vol.115, p.F02019.

Scherer, T., Seelig, B.et Franzen, D. (1996) Soil, water and plant characteristic important to irrigation. Technical Report National Dakota State University.

Schmugge, T. J. (1983) Remote Sensing of Soil Moisture: Recent Advances. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol.21, p.145–146.

Schmugge, T., Blanchard, B., Anderson, A.et Wang, J. (1978) Soil moisture sensing with aircraft observations of the diurnal range of surface temperature. *Water Resources Bulletin*, vol.14, p.169–178.

Schmugge, T.J. (1983) Remote sensing of soil moisture: Recent advances. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 21, p.145–146.

Scinocca, J., McFarlane, N., Lazare, M., Li, J.et Plummer, D. (2008) The CCCma third generation AGCM and its extension into the middle atmosphere. *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions*, vol. 8, p.7883–7930.

Shao, Y.et Henderson-Sellers, A. (1996) Validation of soil moisture simulation in land surface parameterisation schemes with HAPEX data. *Global and Planetary Change*, vol.13, p.11-46.

She, Z.S., et Waymire, E.C. (1995) Quantized energy cascade and log-Poisson statistics in fully developed turbulence. *Physical Review Letters*, vol. 74, p. 262–265.

Shi, J., Jiang, L., Zhang, L., Chen, K.S., Wigneron, J.P., Chanzy, A.et Jackson, T.J. (2006) Physically Based Estimation of Bare-Surface Soil Moisture with the Passive Radiometers. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.44, p.3145-3153.

Singh V.P. (1995) Watershed modelling. Computer models of watershed hydrology. Water Ressources Publications, 1-22.

Stahle, D.K., Burnette, D.J.et Stahle, D.W. (2013) A Moisture Balance Reconstruction for the Drainage Basin of Albemarle Sound, North Carolina. *Estuaries and Coasts*, vol.6, p.1340-1353.

Taylor, C.M. et Clark, D.B. (2001) The diurnal cycle and African easterly waves: A land surface perspective. *Quarterly Journal of The Royal Meteorological Society*, vol.127, p. 845-867.

Todini, E. (1989) Flood forecasting models. *Excerpta*, vol.4, p.117-162.

Tramutoli, V., Claps, P. et Marella, M. (2000) Hydrological implications of remotely sensed thermal inertia. *Proceedings of remote sensing and hydrology symposium*, Santa Fe, IAHS Publication, vol.267, p.207-211.

Ulaby, F.T., Dubois, P.C. et Van Zyl, J. (1996) Radar mapping of surface soil moisture. *Journal of Hydrology*, vol.184, p.57- 84.

Ulaby, F.T., Razani, M. et Dobson, M.C. (1983) Effects of vegetation cover on the microwave radiometric sensitivity to soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.21, p.51– 61.

Ulaby, F.T., Moore, R.K. et Fung, A.K., (1982) *Microwave remote sensing active and passive. Volume 2. Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*, New York : Adison-Wisley.

Vereecken, H., Huisman, J.A., Pachepsky, Y., Montzka, C., Vanderkruk, J., Bogaen, H., Weihermüller, L., Herbst, M., Martinez, G. et Vanderborght, J. (2014) On the spatio-temporal dynamics of soil moisture at the field scale. *Journal of Hydrology*, vol.516, p.76 -96.

Vermote, E.F., El Saleous, N.Z. et Justice, C.O. (2002) Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results. *Remote Sensing of Environment*, vol. 83, p. 97-111.

Veroustraete, F., Li, Q., Verstraeten, W.W., Chen, X., Bao, A., Dong, Q., Liu, T. et Willems, P. (2012) Soil moisture content retrieval based on apparent thermal inertia for Xinjiang province in China. *International Journal of remote Sensing*, vol. 33, p.3870–3885.

Verseghy, D. (2009) *CLASS - The Canadian Land Surface Scheme (Version 3.4): Technical Documentation (Version 1.1)*.

Verseghy, D.L. (2000) The Canadian Land Surface Scheme (CLASS): Its history and future. *Atmosphere – Ocean*, vol. 38, p.1–13.

Verseghy, D.L., McFarlane, N.A. et Lazare, M. (1993) CLASS - A Canadian land surface scheme for GCMs: II. Vegetation model and coupled runs. *International Journal of Climatology*, vol. 13, p.347–370.

Verseghy, D.L. (1991) CLASS - A Canadian land surface scheme for GCMs: I. Soil model. *International Journal of Climatology*, vol.11, p.111–133.

Verstraeten, W.W., Veroustraete, F., Van der Sande, C.J., Grootaers, I. et Feyen, J. (2006) Soil moisture retrieval using thermal inertia, determined with visible and thermal spaceborne data, validated for European forests. *Remote Sensing of Environment*, vol.101, p.299-314.

Wagner, W., Hahn, S., Kidd, R., Melzer, T., Bartalis, Z., Hasenauer, S., Figa-Saldan , J. et al. (2013) The ASCAT soil moisture product: A review of its specifications, validation results, and emerging applications. *Meteorologische Zeitschrift*, vol. 22, p.5-33.

Wagner, W., Lemoine, G. et Rott, H. (1999) A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. *Remote Sensing of Environment*, vol.70, p.191–207.

Wang, J.R. et Choudhury, B.J. (1995) Passive microwave radiation from soil: examples of emission models and observations. *Passive Microwave Remote Sensing of Land-Atmosphere Interactions*. ESA/NASA International Workshop, 423-460.

Wang, L., Qu, J.J., Zhang, S., Hao, X. et Dasgupta, S. (2007) Soil moisture estimation using MODIS and ground measurements in eastern China. *International Journal of remote Sensing*, vol. 6, p.1413–1418.

Wang, X., Xie, H., Guan, H. et Zhou, X. (2007) Different responses of MODIS derived NDVI to root-zone soil moisture in semi-arid and humid regions. *Journal of Hydrology and Earth System Sciences*, vol.340, p.12–14.

Wigneron, J.P., Kerr, Y. H., Waldteufel, P., Saleh, K., Escorihuela, M.J., Richaume, P., Ferrazzoli, P., De Rosnay, P., Gurney, R., Calvet, J.C., Grant, J.P., Guglielmetti, M., Hornbuckle, B., M tzler, C., Pellarin, T. et Schwank, M. (2007) L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) Model: Description and calibration against experimental data sets over crop fields. *Remote Sensing of Environment*, vol.13, p.639-655.

Wigneron, J.P., Calvet, J.C., Pellarin, T., Van de Griend, A.A., Berger, M. et Ferrazzoli, P. (2003) Retrieving near-surface soil moisture from microwave radiometric observations: current status and future plans. *Remote Sensing of Environment*, vol. 85, p. 489-506.

Wigneron, J.P., Laguerre, L. et Kerr, Y.H. (2001) A simple parameterization of the L-band microwave emission from rough agricultural soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.39, p.1697–1707.

Wigneron J.P., Shmugge, T., Chanzy, A., Calvet, J.C. et Kerr, Y.H. (1998) Use of passive microwave remote sensing to monitor soil moisture. *Agronomie*, vol.18, p.27-43.

Wigneron J.P., Calvet J.C. et Kerr. Y.H. (1996) Monitoring water interception by crop fields from passive microwave observations. *Agricultural and Forest Meteorology*, vol. 80, p.177-194.

Wigneron, J. P., Chanzy, A., Calvet, J.C. et Bruguier, N. (1995) A simple algorithm to retrieve soil moisture and vegetation biomass using passive microwave measurements over crop fields. *Remote Sensing of Environment*, vol.51, p.331–341.

Wigneron, J.P., Kerr, Y., Chanzy, A. et Jin, Y.Q. (1993) Inversion of surface parameters from passive microwave measurements over a soybean field. *Remote Sensing of Environment*, vol.46, p.61– 72.

Wolfe, R.E., Nishihama, M., Fleig, A., Kuyper, J.A., Roy, D.P., Storey, J.C. et Patt, F.S.

(2002) Achieving sub-pixel geolocation accuracy in support of MODIS land science. *Remote Sensing of Environment*, vol. 83, p.31– 49.

Wu, X., Yaoc, Z., Brüggemann, N., Shen, Z.Y., Wolf, B., Dannenmann, M., Zheng, X.et Butterbach-Bahl, K. (2010) Effects of soil moisture and temperature on CO<sub>2</sub> and CH<sub>4</sub> soil-atmosphere exchange of various land use/cover types in a semi-arid grassland in Inner Mongolia, China. *Soil Biology and Biochemistry*, vol. 42, p.773-787.

Zhan, X., Houser, P.R., Walker, J.P.et Crow, W. (2006) A method for retrieving high resolution surface soil moisture from hydros L-band radiometer and radar observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.44, p.1534–1544.

Ziadat, M.et Taimeh, A.Y. (2013) Effect of rainfall intensity, slope, land use and antecedent soil moisture on soil erosion in an arid environment. *Land degradation and development*, vol.24, p.582 – 590.